

格致方法·定量研究系列　吴晓刚　主编

中介作用分析

[美] 道恩·亚科布齐（Dawn Iacobucci）著
李骏 译


革新研究理念


丰富研究工具

最权威、最前沿的定量研究方法指南



格致出版社　上海人民出版社



格致方法·定量研究系列

1. 社会统计的数学基础
2. 理解回归假设
3. 虚拟变量回归
4. 多元回归中的交互作用
5. 回归诊断简介
6. 现代稳健回归方法
7. 固定效应回归模型
8. 用面板数据做因果分析
9. 多层次模型
10. 分位数回归模型
11. 空间回归模型
12. 删截、选择性样本及截断数据的回归模型
13. 应用logistic回归分析（第二版）
14. logit与probit：次序模型和多类别模型
15. 定序因变量的logistic回归模型
16. 对数线性模型
17. 流动表分析
18. 关联模型
19. 中介作用分析
20. 因子分析：统计方法与应用问题
21. 非递归因果模型
22. 评估不平等
23. 分析复杂调查数据（第二版）
24. 分析重复调查数据
25. 世代分析
26. 纵贯研究
27. 多元时间序列模型
28. 潜变量增长曲线模型
29. 缺失数据
30. 社会网络分析
31. 广义线性模型导论
32. 基于行动者的模型
33. 基于布尔代数的比较法导论
34. 微分方程：一种建模方法
35. 模糊集合理论在社会科学中的应用
36. 图形代数
37. 项目功能差异

上架建议：社会研究方法
ISBN 978-7-5432-2119-2

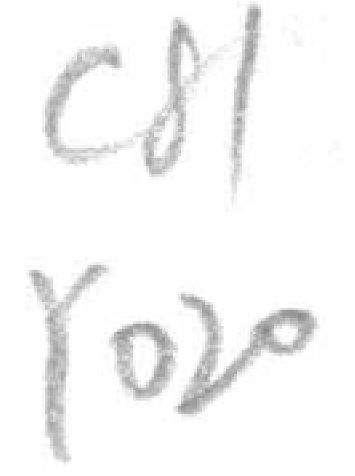


定价：15.00元
易文网：www.ewen.cc
格致网：www.hibooks.cn

格致方法·定量研究系列 吴晓刚 主编

中介作用分析

[美] 道恩·亚科布齐(Dawn Iacobucci) 著
李 骏 译



SAGE Publications ,Inc.

格致出版社 上海人民出版社

图书在版编目(CIP)数据

中介作用分析/(美)亚科布齐(Iacobucci, D.)著;李骏译. —上海:格致出版社:上海人民出版社,2012
(格致方法·定量研究系列)
ISBN 978-7-5432-2119-2

Ⅰ. ①中… Ⅱ. ①亚… ②李… Ⅲ. ①统计方法 Ⅳ. ①C81

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2012)第 131412 号

责任编辑 顾 悦

格致方法·定量研究系列
中介作用分析
[美]道恩·亚科布齐 著
李骏 译

出 版 世纪出版集团 www.ewen.cc 格致出版社 www.hibooks.cn 上海人民出版社
(200001 上海福建中路193号24层)



编辑部热线 021-63914988
市场部热线 021-63914081

发 行 世纪出版集团发行中心
印 刷 浙江临安曙光印务有限公司
开 本 920×1168 毫米 1/32
印 张 4.75
字 数 92,000
版 次 2012 年 7 月第 1 版
印 次 2012 年 7 月第 1 次印刷
ISBN 978-7-5432-2119-2/C·71
定 价 15.00 元

出版说明

由香港科技大学社会科学部吴晓刚教授主编的“格致方法·定量研究系列”丛书，精选了世界著名的SAGE出版社定量社会科学研究丛书中的35种，翻译成中文，集结成八册，于2011年出版。这八册书分别是：《线性回归分析基础》、《高级回归分析》、《广义线性模型》、《纵贯数据分析》、《因果关系模型》、《社会科学中的数理基础及应用》、《数据分析方法五种》和《列表数据分析》。这套丛书自出版以来，受到广大读者特别是年轻一代社会科学工作者的欢迎，他们针对丛书的内容和翻译都提出了很多中肯的建议。我们对此表示衷心的感谢。

基于读者的热烈反馈，同时也为了向广大读者提供更多的方便和选择，我们将该丛书以单行本的形式再次出版发行。在此过程中，主编和译者对已出版的书做了必要的修订和校正，还新增加了两个品种。此外，曾东林、许多多、范新光、李忠路协助主编参加了校订。今后我们将继续与SAGE出版社合作，陆续推出新的品种。我们希望本丛书单行本的出版能为推动国内社会科学定量研究的教学和研究作出一点贡献。

总序

往事如烟，光阴如梭。转眼间，出国已然十年有余。1996年赴美留学，最初选择的主攻方向是比较历史社会学，研究的兴趣是中国的制度变迁问题。以我以前在国内所受的学术训练，基本是看不上定量研究的。一方面，我们倾向于研究大问题，不喜欢纠缠于细枝末节。国内一位老师的话给我的印象很深，大致是说：如果你看到一堵墙就要倒了，还用得着纠缠于那堵墙的倾斜角度究竟是几度吗？所以，很多研究都是大而化之，只要说得通即可。另一方面，国内（十年前）的统计教学，总的来说与社会研究中的实际问题是相脱节的。结果是，很多原先对定量研究感兴趣的学生在学完统计之后，依旧无从下手，逐渐失去了对定量研究的兴趣。

我所就读的美国加州大学洛杉矶分校社会学系，在定量研究方面有着系统的博士训练课程。不论研究兴趣是定量还是定性的，所有的研究生第一年的头两个学期必须修两门中级统计课，最后一个学期的系列课程则是简单介绍线性回归以外的其他统计方法，是选修课。希望进一步学习定量研

究方法的可以在第二年修读另外一个三学期的系列课程，其中头两门课叫“调查数据分析”，第三门叫“研究设计”。除此以外，还有如“定类数据分析”、“人口学方法与技术”、“事件史分析”、“多层线性模型”等专门课程供学生选修。该学校的统计系、心理系、教育系、经济系也有一批蜚声国际的学者，提供不同的、更加专业化的课程供学生选修。2001 年完成博士学业之后，我又受安德鲁·梅隆基金会资助，在世界定量社会科学研究的重镇密歇根大学从事两年的博士后研究，其间旁听谢宇教授为博士生讲授的统计课程，并参与该校社会研究院(Institute for Social Research)定量社会研究方法项目的一些讨论会，受益良多。

2003 年，我赴港工作，在香港科技大学社会科学部，教授研究生的两门核心定量方法课程。香港科技大学社会科学部自创建以来，非常重视社会科学研究方法论的训练。我开设的第一门课“社会科学里的统计学”(Statistics for Social Science)为所有研究型硕士生和博士生的必修课，而第二门课“社会科学中的定量分析”为博士生的必修课(事实上，大部分硕士生在修完第一门课后都会继续选修第二门课)。我在讲授这两门课的时候，根据社会科学研究生的数理基础比较薄弱的特点，尽量避免复杂的数学公式推导，而用具体的例子，结合语言和图形，帮助学生理解统计的基本概念和模型。课程的重点放在如何应用定量分析模型研究社会实际问题上，即社会研究者主要为定量统计方法的“消费者”而非“生产者”。作为“消费者”，学完这些课程后，我们一方面能够读懂、欣赏和评价别人在同行评议的刊物上发表的定量研究的文章；另一方面，也能在自己的研究中运用这些成熟的

方法论技术。

上述两门课的内容，尽管在线性回归模型的内容上有少量重复，但各有侧重。“社会科学里的统计学”(Statistics for Social Science)从介绍最基本的社会研究方法论和统计学原理开始，到多元线性回归模型结束，内容涵盖了描述性统计的基本方法、统计推论的原理、假设检验、列联表分析、方差和协方差分析、简单线性回归模型、多元线性回归模型，以及线性回归模型的假设和模型诊断。“社会科学中的定量分析”则介绍在经典线性回归模型的假设不成立的情况下的一些模型和方法，将重点放在因变量为定类数据的分析模型上，包括两分类的 logistic 回归模型、多分类 logistic 回归模型、定序 logistic 回归模型、条件 logistic 回归模型、多维列联表的对数线性和对数乘积模型、有关删节数据的模型、纵贯数据的分析模型，包括追踪研究和事件史的分析方法。这些模型在社会科学研究中有着更加广泛的应用。

修读过这些课程的香港科技大学的研究生，一直鼓励和支持我将两门课的讲稿结集出版，并帮助我将原来的英文课程讲稿译成了中文。但是，由于种种原因，这两本书拖了四年多还没有完成。世界著名的出版社 SAGE 的“定量社会科学研究”丛书闻名遐迩，每本书都写得通俗易懂。中山大学马骏教授向格致出版社何元龙社长推荐了这套书，当格致出版社向我提出从这套丛书中精选一批翻译，以飨中文读者时，我非常支持这个想法，因为这从某种程度上弥补了我的教科书未能出版的遗憾。

翻译是一件吃力不讨好的事。不但要有对中英文两种

语言的精准把握能力，还要有对实质内容有较深的理解能力，而这套丛书涵盖的又恰恰是社会科学中技术性非常强的内容，只有语言能力是远远不能胜任的。在短短的一年时间里，我们组织了来自中国内地及港台地区的二十几位研究生参与了这项工程，他们目前大部分是香港科技大学的硕士和博士研究生，受过严格的社会科学统计方法的训练，也有来自美国等地对定量研究感兴趣的博士研究生。他们是：

香港科技大学社会科学部博士研究生蒋勤、李骏、盛智明、叶华、张卓妮、郑冰岛，硕士研究生贺光烨、李兰、林毓玲、肖东亮、辛济云、於嘉、余珊珊，应用社会经济研究中心研究员李俊秀；香港大学教育学院博士研究生洪岩璧；北京大学社会学系博士研究生李丁、赵亮员；中国人民大学人口学系讲师巫锡炜；中国台湾“中央”研究院社会学所助理研究员林宗弘；南京师范大学心理学系副教授陈陈；美国北卡罗来纳大学教堂山分校社会学系博士候选人姜念涛；美国加州大学洛杉矶分校社会学系博士研究生宋曦。

关于每一位译者的学术背景，书中相关部分都有简单的介绍。尽管每本书因本身内容和译者的行文风格有所差异，校对也未免挂一漏万，术语的标准译法方面还有很大的改进空间，但所有的参与者都做了最大的努力，在繁忙的学习和研究之余，在不到一年的时间内，完成了三十五本书、超过百万字的翻译任务。李骏、叶华、张卓妮、贺光烨、宋曦、於嘉、郑冰岛和林宗弘除了承担自己的翻译任务之外，还在初稿校对方面付出了大量的劳动。香港科技大学霍英东南沙研究院的工作人员曾东林，协助我通读了全稿，在此

我也致以诚挚的谢意。有些作者，如香港科技大学黄善国教授、美国约翰·霍普金斯大学郝令昕教授，也参与了审校工作。

我们希望本丛书的出版，能为建设国内社会科学定量研究的扎实学风作出一点贡献。

吴晓刚

于香港九龙清水湾

序

社会科学数据分析者长期以来一直认为，中间变量的中介作用在理解个体的社会地位、行为模式及其他结果时处于首当其冲的重要地位。例如，在流行病学和健康研究中，探讨社会经济地位（SES）——经常用个体的教育获得来表示——对健康结果（不管是客观测量还是主观评估）的作用非常具有代表性。同样，社会人口学几十年的研究也已经表明，检验教育或其他 SES 变量对生育行为的中介效应是十分重要的。如果我们用 X 表示一个背景变量或决定因素，Y 表示一个结果变量，M 表示一个中间或中介变量，那么，对这三个变量的研究可以概括为两种类型的作用：$X \rightarrow Y$ 和 $X \rightarrow M \rightarrow Y$。也就是说，背景变量对结果变量的影响既存在直接作用，也存在间接作用，而后者正是通过中介变量实现的。

确实，以这种方式来思考因果关系的例子几乎存在于每一项应用统计方法的社会科学研究中。本书与此前许多著作相得益彰，包括 Long 所著的《协方差结构模型》（*Covariance Structure Models*）、Berry 所著的《非递归因果模型》（*Nonrecursive Causal Models*）、Davis 所著的《因果顺序的逻

辑》(*The Logic of Causal Order*)以及在某种方式上与回归分析有关的那些著作。

正如作者在第 2 章中所描述的,有三种基本方法可以分析中介作用。经典的中介作用检验创始于 20 世纪 80 年代,依赖的是经典的线性回归。有向非循环图方法是用路径和顶点来图形化地表示因果关系,并以此来实现模型化。最后,大家所知道的结构方程模型(SEM)方法为因果分析中的中介作用建模提供了最大的灵活性。这就是作者在本书中所采用的写作方式,这样的方式使研究者可以在出现多重测量时,处理中介作用、中介性的调节作用、调节性的中介作用以及中介作用这一主题下的其他议题。执行 SEM 软件的广泛可得性为读者提供了必要的工具来进行中介作用建模,以获得关于因果关系的正确理解。

廖福挺

目 录

第1章

中介作用简介

中介作用分析是用来考察某项数据是否具有中介结构的一套统计方法。中介结构这一概念指向这样一种特定形式的因果关系机制——某个自变量对某个因变量的影响可能并非是直接的，而是通过某种中介过程实现的，或者说，某个自变量是通过某个中介变量而间接影响某个因变量的。试图检验中介关系的研究者通常将这些变量之间的相互关系称为“因果关系”，例如，自变量影响了中介变量(或自变量的变化导致了中介变量的变化)，而中介变量又影响了因变量。研究者随后会用一套统计方法来检验这些变量在经验数据中的相互关系。在本书中，我们将同时从概念和统计两个方面来讨论中介关系的检验方法。

在本章，我们将首先回顾确立和证实因果关系的逻辑以及(在社会学这一学科内人们所认同的)方法。不管使用哪种具体的统计工具来检验中介模型，这些概念层次的讨论都是切题的。

在中介关系研究文献中，一些学者已经重新强调了要注意对数据结构中的相关关系所作出的因果关系解释(例如，Holland, 1986; James & Brett, 1984; James, Mulaik & Brett, 1982; McDonald, 2002)，其中更有一些人认为，实验

方法仍然是最理想的确立因果关系的研究设计(例如,Shrout & Bolger, 2002; Spencer, Zanna & Fong, 2005)。一些研究者已经尝试对基本的中介统计方法进行改进或提升(例如,Kenny, Kashy & Bolger, 1998; MacKinnon, Lockwood, Hoffman, West & Sheets, 2002; MacKinnon, Warsi & Dwyer, 1995),还有一些研究者已经同时讨论了因果逻辑层次的议题和经验层次的方法改进问题(例如,Bentler, 2001; Cote, 2001; Lehmann, 2001; McDonald, 2001; Netemeyer, 2001)。我们将讨论所有这些主题。

第 1 节 | 中介作用是什么以及它为什么重要？

许多社会科学研究者都对中介作用感兴趣(Baron & Kenny, 1986; Iacobucci, 2001; James & Brett, 1984; MacKinnon et al., 2002)。中介作用背后的理论假设是,中介变量反映了自变量通过它来影响因变量的过程。研究者试图评估自变量对因变量的直接作用或(通过中介变量产生的)间接作用有多大。

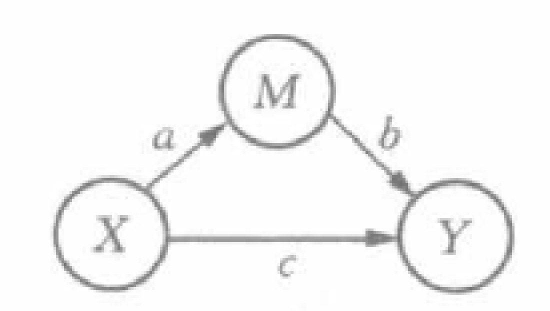


图 1.1 简单的、标准的三变量中介模型

如图 1.1 所示,X 是自变量,M 是假定的中介变量,Y 是因变量。传统上来说,研究者是要考察预测变量(例如 X)与因变量(例如 Y)之间的关系。但在假定和检验中介作用的研究中,研究问题则变成了 X 对 Y 的作用是直接的(即 $X \rightarrow Y$)还是间接的(通过 M 起作用,即 $X \rightarrow M \rightarrow Y$)? 间接作用情况下的假设是,变量 X 有助于预测和解释中介变量 M 的变化,而这又有助于预测和解释变量 Y 的变化。

探寻中介作用的目的是理解 X 影响 Y 的具体过程。在

发现了某些经验现象(即 X 看似影响 Y)之后,通过理解这一经验发现的本质(即 X 如何影响 Y),才能实现理论的发展和提升。这种解释或许很简单:X 本身确实部分地解释了 Y 的变化。但或许还存在另外一种替代性的解释:X 之所以能部分地解释 Y 的变化,只不过是因为 X 和 Y 都与某个中介变量 M 相关。

研究者似乎发现,中介作用逻辑从直观上来看,相当具有吸引力。反映中介作用重要性的一个度量是有关中介作用的检验和逻辑的学术论文出现的数量。确实,检验中介作用的文献非常之多,下面只是列举了一些最近的应用实例。

第一,X 可以是某种特性(例如,认知需要);M 是态度(例如,对广告的态度);Y 是判断或应对(例如,购买某种广告商品的可能性)。

第二,X 可以是某种情绪诱导;M 是认知评估;Y 是接受外界刺激后的感知测验结果。

第三,X 可以是投票者的年龄;M 是投票者的政治倾向(自由主义或保守主义);Y 是投票倾向。

第四,X 可以是国家的经济发展条件;M 是国家民主治理程度的测量指标;Y 是国家的繁荣程度。

第五,X 可以是对个人冒险倾向的测量;M 是对某种特定金融产品的风险评级;Y 是个人投资这种金融产品的倾向。

第六,X 可以是对文化的测量(例如,个人主义);M 是个人风格与公司文化之间的适应性指标;Y 表示领导才能。

第七,X 可以是家庭收入;M 是对学校环境的测量(例如,促进自主学习);Y 是学生在标准测试中的成绩表现。

上述主题各异的研究都关注中介作用，这支持了前文的观点，即中介作用相当重要，因为对它的研究很流行。姑且不论研究的内容和理论立足点是什么，对研究者来说，检验中介作用之所以具有吸引力，原因在于它试图追踪 X 影响 Y 的具体过程。

我们在后文即将讨论检验中介作用是否存在的有关方法论问题，例如，中介作用分析在当前的研究文献中是如何进行的？这些分析如何做得更好？在棘手情况下如何处理？但是，让我们先来回顾一下涉及因果关系推论的几个概念性的问题。

第 2 节 | 因果关系

本节我们将回顾表明因果关系确实存在的几个必要条件。这样做的原因在于，检验中介作用的研究者经常用因果关系的语句来表达他们的发现，例如说："X 通过 M 影响 Y。"或者有时更明确地说："X 影响 M，而 M 又影响 Y。"在解释如图 1.1 那样的路径模型时，对从 X 到 M 到 Y 的因果关系链不加任何说明或推论，几乎已经成为了一种不可抗拒的习惯。在本节的讨论中，我们将承认依据中介分析方法来确立因果关系所面临的挑战。正如下文所述，这涉及两个问题。首先，用来检验和分析中介作用的数据通常只是相关性的，而用它来得出有关因果关系的清晰结论在数据上具有局限性。确实，许多社会科学家都认为，实验方法中对变化机制的操控以及测量方法的使用仍然是最好的，并且，或许只有实验方法才能真正洞察因果关系。其次，任何一种统计方法本身都无法从相关性数据中"提取"它所潜藏的因果关系含义。然而，表明因果关系仍然是许多检验中介作用过程的研究者的目标，因此，一些指导性的原则对于理解各种情形下因果关系何以成立以及提高因果关系成立的可能性来说相当重要。

在试图用证据来确立因果关系时，科学哲学家都趋于接

受 Hume 和 Mills 所提出的必要性准则:(1)共变性;(2)次序性;(3)排除竞争性的解释。我们将对此分别进行讨论。

共变性

共变性准则是指,如果 X 是 Y 的原因,则 X 与 Y 必然相关。众所周知,社会科学家的研究对象——人类的行为方式,十分微妙和复杂,因此,即使满足这第一个要求也是有困难的。

这牵涉到几个问题。首先,可能存在多种原因,也就是说,X 可能只是 Y 的几个原因中的一个(例如,家庭收入虽然对汽车消费有影响,但它并不是汽车消费的唯一决定因素)。在十分复杂的情况下,X 与 Y 之间的相关性可能会很低,因为还有其他因素可以解释 Y。

第二,即使关于 X 与 Y 之间关系的理论假设在研究总体中确实成立,众所周知,用抽样以及特定的测量方法或变量来对 X 和 Y 进行操作化时,也都会不可避免地造成随机误差。由于误差的存在,在经验数据中所观察到的表示 X 和 Y 的变量之间的关系会被减弱或冲淡。

第三,如果两个变量之间的相关性出于上述原因或其他任何原因而被削弱,由于中介作用分析所关心的间接作用是两个概率函数——分别涉及 r_{XM} 与 r_{MY}——的联合作用结果,那么在经验数据中发现可以用来支持间接作用路径的结果的可能性就会变小,相应地,失败的可能性就会增大。也就是说,如果全部的作用路径在估计时都存在误差,那么唯一的那个直接作用路径会显得更为突出,因为间接

作用路径涉及的两对关系所存在的双重误差对结果更具干扰性。

第四，对社会科学家来说，似乎永远都要小心避免牵强地将相关数据解释为因果关系。共变性的逻辑是，如果存在因果关系，那么就应该存在相关关系。即便是学习基本统计的学生都知道，与这句话相反的表述并不一定正确，也就是说，相关关系并不一定意味着因果关系。换言之，X 与 Y 之间的相关可能是因为 $X \rightarrow Y$，也可能是因为 $Y \rightarrow X$，还可能是因为有第三个变量同时影响了 X 和 Y。因此，相关性的存在并不能使我们对这些情况中的任何一种作出定论。这种提醒并非多余之举，因为使用相关性数据来论证因果关系的情况在研究者分析中介作用的发表论文中（甚至在顶级期刊中）相当普遍。Baumrind(1983)在关于相关性数据不能作为因果关系结论的依据这一点上，立场十分鲜明："我们应该打消统计方法能够证明从相关性数据中可以得出因果关系推论的正当性的念头。"(1983：1289)Breckler(1990)有类似的言论："相关性数据的确不能为因果关系推论提供充足的依据。"(1990：269)

实验方法在微观社会科学（与社会学或宏观经济学相对，例如，消费行为学、心理学）中甚为流行，它被普遍认为是识别因果关系的最精确的方法设计（Mill 主张用实验方法来确立关键因素之间的因果关系，并要在实验设计中保证观察个体的随机分组；另见 Holland，1988；Rubin，1974、2005）。"传统实验方法的目标是要保证实验者能够清楚地推论因果关系是否存在以及它的作用方向。"(Baumrind，1983：1290)既然实验方法能够更好地确立因果关系，Spencer 等人

(2005)就提出，对因果关系链($X \to M \to Y$)的检验应该通过一系列实验方法进行。具体来说，在一个实验设计中，研究者通过操控自变量 X 的变化来测量它对 M 的影响；在另外一个实验设计中，则通过操控 M 的变化来测量它对 Y 的影响。[1]

中介作用分析有时确实会在实验环境中进行：先做一个实验，再通过方差分析(ANOVA)来看因变量的变化。即使研究者只用一个简单的 2×2 实验设计，并用 ANOVA 来分析所得结果，对某一因果关系假设的检验就已经达到了实验方法所能够达到的效果。[2] 如果这一简单的 2×2 实验设计已经达到了目的，就确立因果关系而言，实验者应该就此停止，因为它已经达到了作为一种检验方法所需的严谨性。加入中介作用分析并不会使分析方法的严谨性更高，也不能证明研究者有多大的信心可以就因果关系下结论。但实际情况是，有时候研究者会在对关键因变量进行 ANOVA 分析后，再将一些补充性的测量加入中介作用分析。可以想象，研究者相信通过引入其他的统计检验(即与中介作用分析有关的一些统计指标)可以增加其分析的价值或严谨性，但事实并非如此，至少就确立因果关系而言，并非如此。当研究者加入中介作用分析时，他们其实是在分析相关性数据，而这种数据在识别因果关系时，却并不具备任何优越性。因此，在报告对核心因变量所进行的 AVONA 分析结果之后再加入中介作用分析，对一篇论文来说其实是减分而不是加分。所以，中介作用分析不应该是研究者的一个下意识的动作。

有了实验数据，研究者就有了较强的逻辑基础来论证

$X \rightarrow M \rightarrow Y$ 这一因果关系(例如,Netemeyer, 2001)。对这种具有高度内部效度的研究来说,除了研究者刻意操控的因素之外,所有其他的条件都不变,这样一来,因变量的变化就可以被纯粹地归因于实验干预项的作用。然而,如果是对横截面数据或相关性数据进行中介作用分析,研究者的措辞就必须有所保留,或许可以说是"结构性的关系",但不能说是"因果性的关系"。

次序性

次序性的准则是指,如果 X 是 Y 的原因,则 X 一定是在 Y 之前发生的。要满足这一条件似乎很简单。在理想状态下,研究者应该按变量在理论所预示的过程或机制中出现的顺序来依次测量:首先是 X,其次是 M,最后是 Y。这里所说的依次测量不是简单地指它们出现在同一个调查问卷中的不同页面上,而是指它们出现在三次数据收集进行时所处的三个时间点上(t_1、t_2、t_3)。这种测量顺序的存在使考察因果链或时间链的动态过程成为可能。[3]在时间点 t_1 测量的变量有可能影响在时间点 t_2 测量的变量,但在时间点 t_2 测量的变量却绝不可能影响在时间点 t_1 测量的变量(实验方法也是依时间维度进行的,对某个变量或条件的操控发生在时间点 t_1,对因变量的测量发生在时间点 t_2,即使两个时间点之间的间隔时间很短)。

次序性是可以实现的,最理想的办法就是让受访者在时间点 t_1 回答有关 X 的调查题目,在时间点 t_2 回答有关 M 的调查题目,在时间点 t_3 回答有关 Y 的调查题目(各次测量之

间的间隔时间要具有一定的意义)。然而,出于实际操作的原因(后勤管理、参与者的流失等等),这一理想状态很少能够实现。其实,许多中介作用检验都应用了依据横截面调查设计所测量得到的相关性数据(即数据是在一个时间点上收集得到的)。而且,在大部分已经发表的包含中介作用分析的论文中,X、M 和 Y 的测量都是在同一次调查中完成或是同时进行,或是颠倒次序的(例如,通常情况下是先测量 Y 再测量 M,目的是保证因变量的测量不被其他测量所干扰)。当全部测量题目或量表出现在同一次调查中时,研究者就需要从逻辑上或理论上来论证先后次序关系。

在一些情况下——假如先后次序不是很关键——这种论证或许站得住脚。例如,如果 X 是一个稳定的人口学或特征变量,就可以在调查结束时才对它进行测量,这样做不会产生弄错因果作用的顾虑。也就是说,在这种情况下,态度测量(M)或行为测量(Y)不会对一个早已存在的状态测量(X)产生影响。[4]然而,当 X、M 和 Y 测量的都是态度,并且不按先后次序进行时,就会增加在概念上论证作用关系的难度。相反,仅仅满足次序性要求也是不够的。也就是说,在时间点 t_1 测量 X,在时间点 t_2 测量 M,在时间点 t_3 测量 Y,仍然无法保证 $X \rightarrow M \rightarrow Y$ 这一因果或时间顺序一定成立。例如,如果 X 表示态度,M 表示行为倾向,Y 表示个体特质或人口学特征,显然不能将因果顺序总结为 $X \rightarrow M \rightarrow Y$,因为在逻辑上,$Y$ 几乎肯定是先于 X 或 M 而存在的。即使再复杂的统计工具,也无法克服逻辑上的问题。

再者,许多双向关系的存在也可能导致难以确定因果关系或时间顺序的方向。即使绝大部分的变化是沿 $X \rightarrow Y$ 这

一方向发生，也会经常发现一些反向效应，即 $X \leftarrow Y$。例如，市场营销人员相信，广告投放会增加销售量（即广告→销售），但广告经费预算却是由上一年的销售情况所决定的（即销售→广告）。

最后要提一下，在许多已经发表的包含中介作用分析的论文中，M 只是对实验干预因素 X 是否起操控作用的一个校验或核对。这种校验或核对当然不可避免地随操控因素的变化而变化，但没有人会认为，这种以 X 为一种概念建构而将 M 仅仅作为 X 的一个测量的中介模型会对研究文献有什么理论贡献。这种形式的论证也不能表明中介作用的存在，因为它是由概念化过程本身所决定的。[5]

排除其他可能的解释

如果已经存在众多的竞争性解释，那么其中的任何一种都会威胁因果关系结论的内部效度，也就是说，会威胁研究者在将观察到的数据模式归因于有待检验的理论观点时的确定性。例如，如果市场营销人员试图将近期的销售增长归因于前期的促销活动，就必须排除另一个可能的原因，即销售的自然性或季节性增长（Churchill & Iacobucci, 2005）。在此我们再一次说明，精心设计的实验方法被认为能够最有效地“排除替代性的因果解释”（Baumrind, 1983: 1290）。

排除替代性解释的考虑既简单又复杂：简单是因为大家都知道这一点，复杂是因为我们往往不清楚是否真正实现了这一目标。例如，McKim 和 Turner（1997）就指出，要排除潜

在相关变量的影响是相当困难的，部分原因在于我们无法知道所有可能的原因。Mackie(1974、1980)提出的 INUS 条件认为，我们或许最多只能识别这样一种双变量关系，即第一个变量是某个条件的不充分但必要因素，而该条件却是第二个变量的非必要但充分因素。我们经常碰到的例子是这样一个问题："我们能否弄清楚，是不是电线短路导致了火灾？"(参见 Suppes，1970)。就 INUS 条件的后半部分("非必要但充分")来说，可能导致火灾的条件有好几种，因此，电线短路本身是一个非必要(一根火柴也可能导致火灾)但却充分的(电线短路当然能够导致火灾)因素。就 INUS 条件的前半部分("不充分但必要")来说，仅仅发生电线短路是一个不充分但必要的因素——即其他因素也必须具备，例如，发生电线短路的地方附近存放着可燃物质。INUS 条件就是试图将这些情况都考虑进来以排除竞争性的解释。

这种逻辑上和经验上的因果关系检验有时候会面临更大的挑战，例如，当碰到像 $X \rightarrow M_1 \rightarrow M_2 \rightarrow Y$ 这种延展性的关系链时，或者当碰到像 $X \rightarrow M_1 \rightarrow Y$ 并且 $X \rightarrow M_2 \rightarrow Y$ 这种多元中介作用路径时(Karson & Fisher，2005；Salmon，1997)。这里需要再次说明，由于存在前文所说的测量误差和抽样误差的问题，这些变量之间的关系是概率性的。也就是说，研究者需要证实，中介变量在有自变量时出现的概率要大于没有该自变量时出现的概率，即 $P(M \mid X) > P(M \mid \sim X)$；类似的关系也存在于中介变量与因变量之间，即 $P(Y \mid M) > P(Y \mid \sim M)$，或者像 Sosa 和 Tooley(1993)对完整关系链所作出的条件表述，即如果有 $X \rightarrow M \rightarrow Y$，则会有 $1.0 > P(Y \mid M) > P(Y \mid X) > P(Y) > 0.0$。

中介关系、相关关系与因果关系

诚然，在确立因果关系时所面临的上述问题并不是什么新鲜事。但借助下面的方法，或许可以使这些早已明确的问题显得更为清楚，即阐明三个关键概念或变量（X、M、Y）之间的相关矩阵如何产生好几个可以相互替代的竞争性模型，但却同时得出与图1.1所示的中介作用结构相一致的结果（参见 Breckler，1990；Lee & Hershberger，1990；MacCallum，Wegener，Uchino & Fabrigar，1993）。我们稍后会详细讨论模型识别与模型等价性的问题（例如，在什么情况下，将无法区分 $X \to M$ 与 $X \leftarrow M$），但现在，我们可以从 Glymour（2001:33）所举的例子入手，先来谈谈这个问题。这个例子是说，如果我们发现控制了 M 之后，变量 X 与变量 Y 之间不相关，确切地说是排除了 M 的影响之后，X 与 Y 之间的偏相关为 0（$r_{XY \cdot M} = 0$），那么这一结果同时意味着三个模型：(1)一般意义上的中介作用模型，即 $X \to M \to Y$；(2)整个作用方向倒转的模型，即 $X \leftarrow M \leftarrow Y$；(3)$M$ 同时影响了 X 和 Y 的模型，即 $X \leftarrow M \to Y$。

偏相关为中介作用检验的目标提供了一个简单准确的语言表达。以 $r_{XY \cdot M}$ 这一偏相关为例，它表示在考察 X 与 M 及 Y 与 M 之间的关系时，控制了 M 之后，X 与 Y 之间的线性相关程度。具体来说，如果 $r_{XY \cdot M} = 0$，就表示一旦排除了 M 的作用，X 与 Y 之间就不存在线性关系。Simon（1957:42—43）曾经指出，如果我们试图检验或证实 $X \to M \to Y$ 这一模型，那么就应该有 $r_{XY \cdot M} = 0$ 或者 $r_{XY} = (r_{XM})(r_{MY})$（这两种结

果是等价的)。由于数据在本质上只是概率性的,$r_{XY \cdot M}$的数值或许不一定等于 0,所以我们可以换一种说法,即期望$r_{XY \cdot M}$不显著,也就是说,其数值与 0 之间的差异不具有统计显著性。如果数据同时支持直接和间接作用路径,那么偏相关 $r_{MY \cdot X}$的数值虽然会比较小,但应该不会为 0,或者应该不会不具有统计显著性(Asher, 1983:21)。

我们会在本书随后的章节中继续讨论竞争性解释和模型的问题。但最后再提一下,根据我们对学术期刊论文的观察,很少有作者会提到竞争性理论的问题,更别说检验它了。包含中介作用分析的论文在前言部分也很少提到研究的内容之一是要检验 X 影响 Y 的可能方式,也很少明确说明将会进行中介作用检验(虽然这样说或许有些吹毛求疵了)。诚然,作为一本书的介绍性章节,或许不必预先提及书中将会涉及的这些问题,但是,既然本书旨在分析中介作用,统计检验就必然要涉及,不管是从理论还是从分析的角度来说,都应该予以考量。这种事后考虑提出了一个概念上的存疑,即中介作用的检验究竟是否必要?当然这也提出了对概率性统计检验指标的关注。

第2章

中介作用分析的基本方法

本章将介绍检验中介作用及其经验证据的方法。我们将首先回顾传统的检验中介作用的方法，即在回归分析的基础上使用 Baron 和 Kenny(1986)以及 Sobel(1982)的 z 检验。根据这些方法所设定的准则，研究者可以声称中介作用在他们所使用的数据中是“完全的”、“部分的”或是“不存在的”。我们将讨论如何正确地运用这些技术和方法、如何避免易犯的错误以及文献中存在的争议。

随后，我们将介绍另一种方法的可行性，即用有向非循环图来检验中介作用结构。虽然这种方法有助于概念层面的理解，但从经验层面来讲，第三种检验中介作用及其众多扩展形式的方法——结构方程模型(SEM)——将会被证明更具优势。因此，在简要回顾了回归方法和图示方法之后，本书的其他部分都在 SEM 的基础上进行分析。

第1节 | 经典的中介作用检验

最流行的检验中介作用的方法是由 Baron 和 Kenny (1986)提出的。根据这一方法，研究者需拟合三个回归方程：

$$M = \beta_1 + aX + \varepsilon_1 \tag{2.1}$$

$$Y = \beta_2 + cX + \varepsilon_2 \tag{2.2}$$

$$Y = \beta_3 + c'X + bM + \varepsilon_3 \tag{2.3}$$

方程中的 β 表示截距（一般忽略不计），ε 表示模型的误差项（一般也忽略），a、b、c、c' 表示回归系数，反映了三个关键变量之间的关系。如果满足下列条件，则认为中介作用可能存在：(1)方程 2.1 中的 a 显著，也就是说，有证据表明自变量(X)与中介变量(M)之间存在线性关系；(2)方程 2.2 中的回归系数 c 显著，也就是说，自变量(X)与因变量(Y)之间存在线性关系；[6] (3)方程 2.3 中的 b 显著，意味着中介变量(M)有助于预测因变量(Y)，并且，显示自变量(X)对因变量(Y)的直接作用的 c' 与方程 2.2 中的 c 相比，数值显著变小；(4)方程 2.2 中的 c 与方程 2.3 中的 c' 的数值大小的比较是通过 z 检验来判定的(Sobel, 1982)。[7] 可以证明，检验 c（直接作用）与 c'（控制了间接的中介作用之后的直接作用）的差异与

检验中介作用路径 ($a\times b$) 的强度是否大于 0 是等价的:

$$z=\frac{a\times b}{\sqrt{b^2s_a^2+a^2s_b^2}} \qquad [2.4]$$

方程中 a 和 s_a^2 的值可从方程 2.1 中得到,b 和 s_b^2 的值可从方程 2.3 中得到。[8]

请注意,计算时可使用回归系数,也可使用标准化回归系数,只要它们各自的标准误可得。因为有 $SE(\beta_X)=(s_X/s_Y)SE(b_X)$ 和 $SE(\beta_M)=(s_M/s_Y)SE(b_M)$ 或者 $SE(b_X)=(s_Y/s_X)SE(\beta_X)$ 和 $SE(b_M)=(s_Y/s_M)SE(\beta_M)$。

如果 a 或者 b 不显著(或者两者都不显著),就不存在中介作用,研究者可以总结说 X 对 Y 的影响都是直接的,而不是通过 M 这一中介实现的,那么分析就到此结束。如果满足上述三个条件,研究者就可以总结说至少存在“部分的”中介作用,即 X 对 Y 的影响部分是直接的,部分是间接通过 M 这一中介实现的。如果上述三个条件都得到满足,但 c' 不显著,就可以总结说存在一种“完美的”或“完全的”中介作用,即 X 对 Y 的影响全部是通过 M 这一中介间接实现的。[9]

研究论文经常较少报告其分析细节,这种策略确实会“保护”研究者较少受到质疑,撇开这一点不谈,我们还是会发现,许多关于中介作用的分析其实并不正确。例如,虽然大多数论文的分析都严格遵循了上述三个步骤,但并非所有的论文都是如此。而且,许多研究都并没有报告 z 检验的结果。[10]在那些严格履行了所有检验并且完整报告其结果的论文中,大多数结论都是存在“部分的”中介作用。尽管这一基本结论看似合理,即 X 对 Y 的影响部分是直接的,部分是间接的(通过 M 实现的),但它也只不过是一个不怎么令人激

动的结果而已。

Baron 和 Kenny(1986)的论文在引导研究者思考中介作用以及为研究者提供一套方法来发现数据中的中介作用这两个方面影响很大。[11] 他们所提出的技术和方法不仅吸引研究者将其应用于各自的研究领域和理论问题,而且催生了方法本身的研究,即促使研究者考察关于中介作用的经验性检验方法的一系列问题。[12] 例如,MacKinnon 和他的同事进行了一些方法上的检验,以此比较不同的统计量在发现中介作用模式上的相对优劣以及不同的指标在反映数据中存在中介作用结构强度上的相对功效(MacKinnon et al.,1995、2002)。[13]

第2节 | 另一种方法:有向非循环图

关于如何检验和考察因果关系的文献很多,这是科学哲学、统计学和机器学习等学科交叉发展的结果(参见 Hayduk et al.,2003;McKim & Turner,1997;Pearl,2000;Salmon,1997)。学者重新思考因果概念的逻辑以及检验和测定经验关系的方法(例如,Shafer,1996;Spirtes,Glymour & Scheines,2001)。考虑到对复杂性的重新认识,一些学者提到了确立因果关系的"艺术性"(参见 McDonald,2002;Pearl,2000),其中许多人所使用的工具之一就是"有向非循环图",或简写为 DAG,它与中介作用问题有着十分密切的联系。

"有向非循环图"方法中的术语是这样定义的:该图由表示关系的连线(例如,因果关系或相关关系)和节点(例如,变量 X、M 和 Y)组成。当图中的连线从一个节点(例如,X)出发并指向另一个节点(例如,Y)时,就成了"有向图"。如果图中的连线不是循环的(对每一个中介作用路径而言)或者一个因果关系链的终端变量不会反向作用于它的起始变量,"有向图"就成为了"有向非循环图"。也就是说,在"有向非循环图"中,一个表示关系的连线不可能再绕一圈返回到它的起始节点上(循环图则相反,例如,$X \rightarrow M \rightarrow Y \rightarrow X$ 或者

$X \rightarrow M \rightarrow Y \rightarrow M$)。

如果 X 与 Y 之间的关系全部是中介性的，那么 DAG 分析可以总结说，控制了 M 之后，X 与 Y 是相互独立的。DAG 的标注方法会显示，给定 Y 和 M 之后，X 的概率会等于给定 M 之后 X 的条件概率。具体的标注方法如下：若 $P(X \mid Y, M) = P(X \mid M)$，则 $X \perp Y \mid M$。在经验研究中，这些概率可以通过计算偏相关系数 $r_{XY \cdot M}$ 来估计。如果这一偏相关系数不显著(即系数值与 0 之间的差异不具有统计显著性)，那么(X 与 Y 之间的)相互独立关系就能成立。可以推测，如果 $P(X \mid Y, M) \neq P(X \mid M)$，那么存在中介作用的强度就会减弱("部分的中介作用"或"不存在中介作用"，但无法区分究竟是哪一种情况)。

DAG 其实对应于某一特定的理论模型，也就是说，$X \rightarrow M \rightarrow Y$ 这一中介作用模式肯定构成了一个有向非循环图。然而，McKim 和 Turner(1997)指出，DAG 并没有回答如何从相关性数据(例如，只能观察到是否相关)推导出因果关系这一问题；Humphreys 和 Freedman(1996)认为，DAG 并没有揭示因果关系结构，却假定了因果关系的存在。

另外，DAG 对于用经验数据分析中介作用来说并不是那么有用，其实，坦白地讲，这一方法本来也不是特定服务于这一目的的。例如，有人设计了 DAG 软件，但其目的只是发现和展示数据中的 DAG(Haughton, Kamis & Scholten, 2006; Shipley, 2000)。在包括许多节点和作用关系的复杂网络中，查找 DAG 会比较有用，因为这些关系网中的作用模式很难一眼辨别，而 DAG 标识出了递归模式的关系链，并将其与循环作用模式进行了区分。然而，这一工作与中介作用

分析并没有什么关系，因为在后一种情况下，我们其实知道哪里会有DAG(而且，中介作用分析中的节点通常很少，一般来说只有三个)。确实，某些 DAG 分析技术(例如，“D-separation”关注模型中几个特定的作用路径)类似于估计偏相关，但它们与结构方程模型相比，并不具备方法上的优势(Hayduk et al.，2003)。例如，Pearl(2001)讨论了如何将 $X \to M \to Y$ 这一关系链分解为直接作用和间接作用，但结构方程模型也可以做到这一点。通用的计算软件包都没有专门针对基本中介作用模型的拓展情况作程序设计，也没有反映拟合性的统计指标。因此，DAG 并没有为具有中介作用结构的数据提供一个最佳的分析方法。



第3节 | 另一个更好的方法：结构方程模型

中介作用研究文献在方法上最大的发展就是学者逐渐用SEM来检验中介作用模式。回归方法操作起来当然容易，Baron和Kenny(1986)的论文对此已经讲得很清楚，但研究者经常会遇到更加复杂的情形，需要进一步的指导。另外，SEM本身发展到现在已被普遍使用，该工具对检验数据中是否存在中介作用模式显得尤为适合。

例如，试想一下这种情形，即研究者分别用多个指标来测量X、M和/或Y这三个概念建构(Baron和Kenny 1986年的论文也提到过这种情形，但没有全面地加以讨论)。这时，SEM就可以同时提供一个测量模型和一个结构模型，并将两者完美地结合在一起：首先，SEM提高了概念测量的可靠性；其次，SEM检验了这些概念之间可能存在的中介作用关系。

我们还可以试想一下另外一种情形，即X、M和Y这三个概念嵌套于一个更大的分析网中，它囊括了一些其他原因变量和结果变量。在涉及其他概念或变量时，要检验最为关心的$X \rightarrow M \rightarrow Y$这一中介作用，典型的回归方法在某种程度上有些无从下手。例如，当(X、M和Y之外的)其他概念或

变量作为解释因素时，它们应该被纳入方程 2.1 至方程 2.3 中的哪个或哪些方程？它们什么时候又应该被作为因变量来处理？应该比较哪些参数？

一种特殊的扩展性分析网会在研究者检验多元中介作用路径时，或者当因果关系链拉长时出现，前一种情况下的例子如 $X \rightarrow M_1 \rightarrow Y$ 和 $X \rightarrow M_2 \rightarrow Y$，后一种情况下的例子如 $X \rightarrow M_1 \rightarrow M_2 \rightarrow Y$。如何用回归方法的拓展形式来回答这些问题并不明确，但 SEM 的拓展方法却相当简单和直接，正如我们即将演示的那样。

因此，本书将阐明用 SEM 来检验中介作用的方法，首先介绍最简单的中介作用结构，其次加入一个测量模型，随后再加入更复杂的结构模型。我们也将使用这些技术和方法来重新探讨其他议题，包括如何检验调节性的中介作用等。

第3章

用结构方程模型来分析中介作用：测量模型

SEM是一个强有力的统计方法，代表了目前最先进的技术发展水平，它使得研究者可以在一系列更广泛的情境中研究中介关系。结构方程模型整合了测量模型和结构模型。我们在本章考察的是结构方程模型的测量部分。我们将考虑中介模型的扩展形式，以纳入任一概念建构所具有的多重指标。在下一章中，我们考察的是结构方程模型的结构部分。届时我们才会检视实质性的模型延展，即同时考虑不限于X、M和Y的更多的概念建构。

第1节 | 多重测量情况下的中介作用

用于中介分析的社会科学数据通常都是由受访者报告的,因此,报告过程中所产生的测量误差将会减弱或冲淡对统计关系的估计。Baron 和 Kenny(1986:1177)承认,他们的(中介分析)基本方法与任何回归分析一样,无法对测量误差作出某种特别的考虑,而只能简单地将其放入总误差项中,从而导致模型拟合上的欠缺,即 $1-R^2$。虽然将单一变量作为某一概念建构的唯一指标在统计上确实是妥当的,但大多数社会科学家却认为用多项量表更可取,这与古典检验理论在哲学认识上是一致的,与越多的测量项目构成了越强的测量工具这一关于信度的理念也是一致的。[14] 1986 年的回归方法仅仅适用于三个变量所构成的系统,也就是说,三个概念建构中的每一个都是由一个指标来测量。然而,图 3.1 却显示了另一种典型的研究情境,即每一个关键的概念建构都

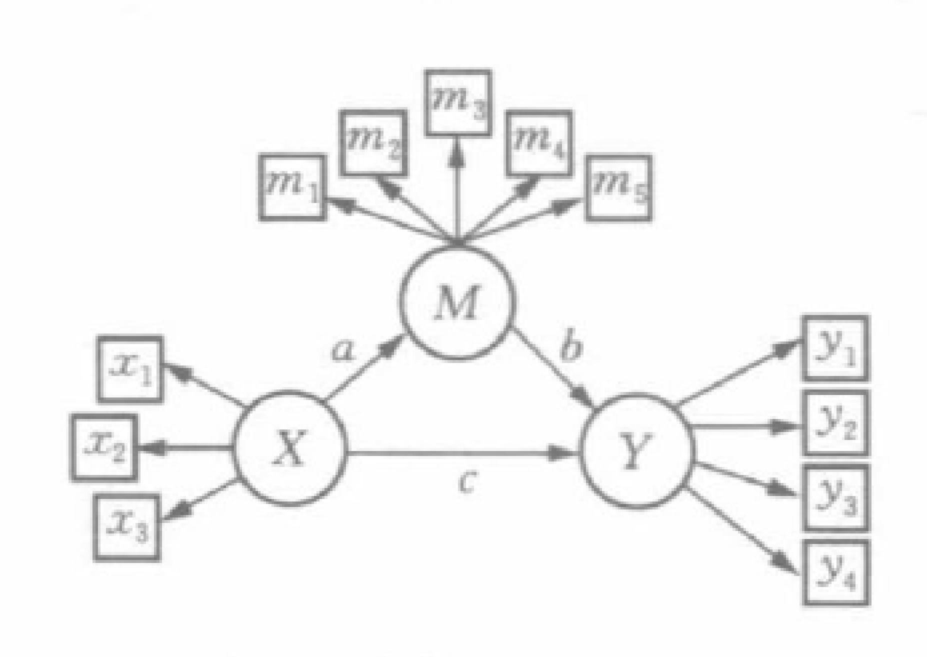


图 3.1 用多项量表来测量三个概念建构

由多项量表来测量。这只是一个示例，对于我们将要描述的分析技术来说，测量 X、M 和 Y 的指标数目可能是两个，也可能是两个以上。

或许最容易想象的情形是存在多个预测变量 X_1、X_2、X_3，一个中介变量 M 和一个因变量 Y。在回归方法中，通过变量替换，方程 2.1 至方程 2.3 会变为：

$$M = \beta_4 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + a_3 X_3 + \varepsilon_4 \qquad [3.1]$$

$$Y = \beta_5 + c_1 X_1 + c_2 X_2 + c_3 X_3 + \varepsilon_5 \qquad [3.2]$$

$$Y = \beta_6 + c'_1 X_1 + c'_2 X_2 + c'_3 X_3 + bM + \varepsilon_6 \qquad [3.3]$$

然而，即使是在这种简单的扩展形式中，有两项任务已经变得十分复杂：首先，为了评估中介作用的程度，应该比较哪些回归系数并不清楚；其次，X_1、X_2、X_3 的作用会因它们之间的多重共性线而发生衰减，这是当预测变量代表了同一个概念建构的多重指标时所固有的问题。

若中介变量 M 或因变量 Y 也应该被一个以上的指标进行测量，情况会变得更复杂。首先，可以看到的是，新的复杂性可能简单地与 X 的复杂性类似。然而，由于 M 和 Y 都在中介作用的一系列回归中充当了因变量的角色，因此，M 和 Y 数量的增加会要求产生更多的预测方程。例如，在三个中介变量和两个因变量的情况下，应有如下方程：

$$M_1 = \beta_7 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + a_3 X_3 + \varepsilon_7 \qquad [3.4]$$

$$M_2 = \beta_8 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + a_3 X_3 + \varepsilon_8 \qquad [3.5]$$

$$M_3 = \beta_9 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + a_3 X_3 + \varepsilon_9 \qquad [3.6]$$

$$Y_1 = \beta_{10} + c_1 X_1 + c_2 X_2 + c_3 X_3 + \varepsilon_{10} \qquad [3.7]$$

$$Y_2 = \beta_{11} + c_1X_1 + c_2X_2 + c_3X_3 + \varepsilon_{11} \quad [3.8]$$

$$Y_1 = \beta_{12} + c'_1X_1 + c'_2X_2 + c'_3X_3 + bM_1 + \varepsilon_{12} \quad [3.9]$$

$$Y_1 = \beta_{13} + c'_1X_1 + c'_2X_2 + c'_3X_3 + bM_2 + \varepsilon_{13} \quad [3.10]$$

$$Y_1 = \beta_{14} + c'_1X_1 + c'_2X_2 + c'_3X_3 + bM_3 + \varepsilon_{14} \quad [3.11]$$

$$Y_2 = \beta_{15} + c'_1X_1 + c'_2X_2 + c'_3X_3 + bM_1 + \varepsilon_{15} \quad [3.12]$$

$$Y_2 = \beta_{16} + c'_1X_1 + c'_2X_2 + c'_3X_3 + bM_2 + \varepsilon_{16} \quad [3.13]$$

$$Y_2 = \beta_{17} + c'_1X_1 + c'_2X_2 + c'_3X_3 + bM_3 + \varepsilon_{17} \quad [3.14]$$

即使是适度地扩展到三个概念建构都具有若干个测量变量这种情况,方程的数量和检验组合的数量都大大增加。这时进行中介分析有两种选择。首先,大多数研究者会计算所有量表——X_1、X_2、X_3——中各项的均值,得到 $\bar{X}$,如此类推。用这些汇总数值来代表各个概念建构,就会使原本复杂的测量情形得以简化,因此模型就十分类似方程 2.1 至方程 2.3,即:

$$\bar{M} = \beta_{18} + a\bar{X} + \varepsilon_{18} \quad [3.15]$$

$$\bar{Y} = \beta_{19} + c\bar{X} + \varepsilon_{19} \quad [3.16]$$

$$\bar{Y} = \beta_{20} + c'\bar{X} + b\bar{M} + \varepsilon_{20} \quad [3.17]$$

因此,一个多变量问题就被有效地简化成了一个只具有单一预测变量的问题。我们接下来会说明,这种解决方案虽然可以接受,但却并不是最理想的。

第2节 | 中介作用与结构方程模型的测量模型

第二种选择是使用结构方程模型。结构方程模型正是被设计出来以解决方程3.4至方程3.14这样的线性方程系统。SEM在社会科学中已经司空见惯并有可供运行的软件，其逻辑也已经被广泛地理解(Kline，1998)。SEM为检验概念建构之间的中介关系提供了目前最先进的分析方法，尤其是当多重题项或多重变量被测量以用来捕捉关键概念建构的时候。[15] Brown(1997)和Long(2006)的著述在这方面是极好的入门读物。

如果X、M或Y中有一个或几个是通过多项量表来进行测量的，则这种情形下的基本的中介作用探索就可以用表3.1中的描述来总结。该表呈现了单一测量与多重测量的所有组合形式，并标明了在哪些情形下可以使用回归方法。具体来说，只有当X、M和Y这三个概念建构都由单一分值来表示时，就可以用回归方法，这里所指的单一分值，既可以是单一变量(例如，M)，也可以是用来测量某一概念建构的多重题项的得分均值(例如，$\{M_1, M_2, M_3\} \rightarrow \overline{M}$)。

表 3.1　具体数据特性下的分析方法:结构方程模型和回归

中介变量(*M*)的测量数目[a]	自变量(*X*)的测量数目[a]	因变量(*Y*)的测量数目[a]		
		一个因变量测量	多个因变量测量	一个汇总性的因变量测量
		Y	Y_1、Y_2、Y_3	$\overline{Y}$
M	X	SEM、Reg[b,c]	SEM	SEM、Reg[c]
	X_1、X_2、X_3	SEM	SEM	SEM
	$\overline{X}$	SEM、Reg[c]	SEM	SEM、Reg[c]
M_1、M_2、M_3	X	SEM	SEM	SEM
	X_1、X_2、X_3	SEM	SEM	SEM
	$\overline{X}$	SEM	SEM	SEM
$\overline{M}$	X	SEM、Reg[c]	SEM	SEM、Reg[c]
	X_1、X_2、X_3	SEM	SEM	SEM
	$\overline{X}$	SEM、Reg[c]	SEM	SEM、Reg[c]

注:结构方程模型(SEM)总是适合的。若任一概念建构是用多重题项来测量的(但不是用一个均值来反映),就不能使用回归方法(Reg)。

a. 表中描述的是测量数目为 3 的情况(例如,M_1、M_2、M_3),需着重指出的是,本书所阐释的多项测量原则也适用于两个或更多题项的情况。

b. 这种情形描绘了经典的中介分析,即每一个概念建构 X、M 和 Y 都只有一个测量。

c. 有这一标记的八个格子表示建模时只有一个测量(例如,M)或衡量(例如,$\overline{M}$)。

然而,更为一般化的结论是,SEM 可以在任意一种情形下使用,这也是唯一一项适用于大多数研究情境的分析技术。即使是在最简单的数据情形下(回归在此种情形下看似可作为一种替代性的方法),我们也会表明,就算回归方法与 SEM 之间存在某种一致性,SEM 技术无论在理论层面还是经验统计层面都是一种更具优越性的方法。

总而言之,上表说明,结构方程模型总是适用的,而只要任何一个概念建构是由多重题项来测量的(并非用一个均值来反映),就不能使用回归方法。因此,对于分析中介结构来说,在表 3.1 中的任何情形下,SEM 都提供了一个自然的选择和一项最适合的技术。

第 3 节 | 实例阐释

我们刚才已经论证了 SEM 方法在统计上和理论上都优于回归方法。在本节中,我们用几个说明性的数据和分析来展示 SEM 的这种优越性。首先,让我们来比较结构方程模型和回归方法在最简单的数据情形下的表现,即只有一个 X 变量、一个 M 变量和一个 Y 变量来分别代表三个概念建构。在这种(也只有在这种)最简单的情形下,我们将看到 SEM 和回归方法这两种分析技术会得到一些相似的结果,但我们也将发现它们之间的不同。

从相关系数推导出路径系数的方程如下(Asher, 1983; James et al., 1982):

$$
\begin{aligned}
a &= r_{XM} \\
b &= \left(\frac{1}{1-r_{XM}^2}\right)(r_{MY} - r_{XM}r_{XY}) \\
c &= \left(\frac{1}{1-r_{XM}^2}\right)(r_{XY} - r_{XM}r_{MY})
\end{aligned}
\qquad [3.18]
$$

与之对应,从路径系数推导出相关系数的方程如下:

$$
\begin{aligned}
r_{XM} &= a \\
r_{XY} &= c + ab \\
r_{MY} &= b + ac
\end{aligned}
\qquad [3.19]
$$

例如,一位研究者得到这样一个相关矩阵:$r_{XM}=0.55$,$r_{XY}=0.45$,$r_{MY}=0.63$。根据这些相关系数,我们可以用方程 3.18 来估计路径系数 a、b、c(它们分别代表了 $X\rightarrow M$、$M\rightarrow Y$、$X\rightarrow Y$),由此得到 $a=0.55$,$b=0.55$,$c=0.15$。这些路径系数表明,由 X 所解释的 Y 的变异中,有 2/3 是通过中介变量 M 间接实现的,即:

$$\frac{\hat{a}\times\hat{b}}{(\hat{a}\times\hat{b})+\hat{c}}=\frac{0.55\times0.55}{(0.55\times0.55)+0.15}=66.9\%$$

在这种最简单的数据情形下,即只有三个概念建构并且每一个概念建构都只由一个测量来表示,无论用回归方法还是用 SEM 来计算,所估计的路径系数都是相等的。两种分析技术都是以方程 3.18 为基础来对参数作出估计的。

但是,两种分析技术也存在一个重要的系统性差别。回归方法中的系数标准误要比 SEM 中的大一些。对一个不算大的样本 $n=50$ 来说,用回归方法得到的标准误是:$SE(a)=0.121$,$SE(b)=0.134$,$SE(c)=0.134$;用 SEM 得到的标准误是:$SE(a)=0.119$,$SE(b)=0.131$,$SE(c)=0.131$。两者之间的差异虽然小(一般来说,这种差异会随着样本的增大而减小),但却是系统性的。较小的标准误在统计上是有利的,由于它意味着更高的估计精确性,因而也是更好的。

SEM 相对于回归方法的优越性在于它会减小标准误,因为结构方程模型中所有的参数是被同时估计的。分别拟合三个回归模型会导致偏误,其原因是存在缺失变量。相反,在一个模型中同时对所有关系进行建模,在统计上总是优于以零散的形式分别进行建模,因为(对某种关系的)估计能够在统计上控制或者排除其他关系(的影响)。因此,上述

经验分析结果并非某种巧合，也并非因为数据示例具有特殊性，相反，它是由统计理论所决定的，这种统计理论即指同时拟合的方程会得到更一致的估计。不管在理论上还是在经验上，拟合一个 SEM 模型都会比拟合三个回归方程得到更有效、更精确的估计。同理，既然 SEM 最大似然法与普通最小二乘回归相比会得到更小的标准误，那么，检验中介作用存在与否的 z 检验"在一致性上最具效力"的这种说法就更加适用于 SEM 而非回归方法，这一点不足为奇。

在拟合一个联立模型时，对所有参数和标准误(它们构成了 z 检验的组成部分)的估计都是以模型中所呈现的同一批影响效应为条件的。对 $X \rightarrow M$、$X \rightarrow Y$、$M \rightarrow Y$ 每一种影响效应的估计都在同样的建模情境下进行，而在回归方法建模中，在对 $X \rightarrow M$ 和 $X \rightarrow Y$ 的影响效应首先进行估计的模型中是不存在其他影响效应的，这使得每一种影响效应既无法与其他任何一种影响效应比较，也无法与全模型 $\{X, M\} \rightarrow Y$ 进行比较。目前，z 检验都是在估计了不同的回归模型之后得出的，而这些回归模型的估计却是以预测变量的不同组合为条件的。简言之，回归方法比较的是苹果和柑橘，而结构方程模型则(真正)比较了苹果和苹果。

在(寻求)较小的标准误的驱使下，最近对 SEM 和回归分析方法进行比较的研究都用到了一系列蒙特卡罗模拟(Iacobucci, Saldanha & Deng, 2007)。模拟研究的长处在于，总体参数是建构的和已知的，因而研究者对总体中的真实关系有所把握，故其逻辑就是研究回归方法或结构方程模型能够在多大程度上正确地发现和复原这种关系模式。这些研究的结果都表明，对各种规模的样本来说，SEM 都比回归方法

更有效力，尤其是在小样本（$n = 30$）的情况下，两种方法之间的差异最大，研究者会更偏向于 SEM，因为他们可以从额外的补偿性检验能力中获益。SEM 方法在发现概念建构之间的所有相关模式所构成的中介结构上也具有优越性，并且当研究者特别希望发现数据中存在较强的中介效应时（例如，75%和 100%的中介作用），其优势最大。[16]

因此，即使是在这种最简单的数据情形下，即在只有三个概念建构并且每一个概念建构都只有一个测量这种典型情况下，也会存在对回归方法和结构方程模型进行选择的问题。而且，SEM 无疑是一种更好的分析技术。基于同步估计的精确性，SEM 的分析结果会在许多方面有利于研究者，包括它更有可能发现存在的中介作用模式，更接近总体的、已知的结构性特征，更具有统计上的可靠性。最后，SEM 允许研究者在难以或无法运用回归方法的情况下可以考察中介作用，我们现在就将展示这一点。

第4节 | 拟合测量模型

下面，我们来考虑一下对数据拟合测量模型时的一些概念性和实际性的议题。首先讨论三变量模型，其次引入多重测量，之后提供 LISREL 语句并对其进行解释。

通过 SEM 拟合基本的三变量中介结构

当使用 SEM 这一工具来分析中介作用时，只有一个模型会被拟合。对 $X \to M$、$X \to Y$、$M \to Y$ 这些作用路径的估计会同时进行。研究者并不是用回归方法来拟合一系列的方程或模型。这个结构方程模型遵循：

$$Y = \Gamma X + BY + \Psi \qquad [3.20]$$

在方程 3.20 中，X 被称为“外生变量”，而 Y 则同时包括了 M 和 Y，它们被称为“内生变量”(基本上，X 没有预测变量，但 M 和 Y 都有一个或几个预测变量)。中介分析的主要兴趣在于结构参数 Γ 和 B。这些矩阵有如下形式：

$$\Gamma = \begin{matrix} & X \\ M & \\ Y & \end{matrix}\begin{bmatrix} \gamma_{MX} \\ \gamma_{YX} \end{bmatrix} \to \mathrm{B} = \begin{matrix} \\ M \\ Y \end{matrix}\begin{matrix} M & Y \\ \begin{bmatrix} \beta_{MM}=0 & \beta_{MY}=0 \\ \beta_{YM} & \beta_{YY}=0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

在矩阵Γ中，外生变量(或概念建构)构成了列，它对行上的内生变量 M 和 Y 的作用分别是 r_{MX} 和 r_{YX}。[17]矩阵B大部分由0构成(对应于没有被估计的作用路径，例如，$Y \to M$)，但 β_{YM} 项需要估计，它代表了 $M \to Y$ 这一作用路径。我们很快就会详细解释矩阵Γ和B中的各项，但为使这里的论述更加完整，我们还需指出，矩阵Ψ也要被估计，它相当于内生模型在拟合方面的欠缺性，即试图预测 M 和 Y 时 $1-R^2$ 的值：

$$\Psi = \begin{array}{c} \\ M \\ Y \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{cc} M & Y \end{array} \\ \begin{bmatrix} \Psi_M & 0 \\ 0 & \Psi_Y \end{bmatrix} \end{array}$$

回到最为重要的结构参数，如果存在一个显著的 $X \to Y$ 作用路径(即 r_{YX} 的估计值)，就意味着 Y 的变异中至少有一部分可以由 Y 与 X 之间的直接关系来解释，并且，纳入一个中介因素本身并不能充分支持 X 影响 Y 这一过程(事实上，这一中介作用路径可能并不必要)。如果 $X \to M$ 和 $M \to Y$ 两个作用路径(即 r_{MX} 和 β_{YM})都显著，那么 Y 的变异中至少有一部分可以由 Y 与 X 之间经由 M 发生的间接或中介关系来解释。如果这两个间接作用路径($X \to M$ 或 $M \to Y$)中只有一个显著，那么中介作用逻辑可能会留待以后的研究来确定(例如，不显著的那个作用路径可能使用了不可靠的测量工具，或者研究所使用的样本规模不够大)，但当前的研究结果并不能支持存在中介作用这一结论。

如果 $X \to M$ 和 $M \to Y$ 两个路径系数都显著，研究者就应该进行后续的z检验。这一后续检验在SEM方法中仍然重要，因为不管 $X \to Y$ 是否显著，问题在于评估中介作用相对

于直接作用的大小。假如 $X \rightarrow M$ 的估计值为 0.7，$M \rightarrow Y$ 的估计值为 0.6，$X \rightarrow Y$ 的估计值为 0.3，再假定前两项作用显著而后一项作用不显著。从本质上来讲，这可能支持了中介作用而非直接作用假设。然而，上述显著性检验只是表明了 0.7 和 0.6 都分别大于 0，0.3 并不大于 0。但是，间接作用可能并不显著地大于直接作用。也就是说，0.7 可能并不显著地大于0.3，与之相应，间接作用的乘积 0.7×0.6 也可能并不大于 0.3。而 z 检验就直接比较了间接作用(0.7×0.6)与直接作用(0.3)的相对大小。

虽然 z 检验的形式与方程 2.4 相同，但 SEM 的优势在于，该检验中的所有成分——包括系数 a、b 以及它们各自的标准误 s_a、s_b——都来自同一个模型，即方程 3.20。由于每一个估计都是在同样的基础上，即排除了所有一系列类似的其他效应后得到的，它们就在最大程度上实现了无偏性。

为使本书对那些希望使用结构方程模型来检验中介作用的读者更具实用性，我们将会把这些统计和矩阵概念转换为软件指令。我们现在就来呈现运行上文提出的每一个模型的 LISREL 语句，因为 LISREL 可能是最流行的 SEM 软件包。[18]在本书的附录部分，我们提供了用其他流行的软件包(SAS 的 PROCCALIS、EQS 和 AMOS)来拟合基本中介模型的语句。我们虽然会对这些语句进行解释，但却只限于简单的解释，读者需要对 LISREL 有一定的了解(Jöreskog & Sörbom，1997)。我们从运行最简单的三变量模型入手来解释 LISREL 语句(一个三变量模型已经涵盖了已有文献中的大多数中介分析，但我们希望在本书阐述了若干种扩展形式之后，能够在将来的研究中见到更复杂的分析和推理)。

在下面的指令中，第一行以关键词"Title"开始，以句点结束。第二行说明了数据的结构（"da"）。在本例中，该行语句表明输入变量的数目（"ni"）为3，观察个案的数目（"no"）或样本规模为100，要分析的矩阵（"ma"）是协方差矩阵（"cm"）。关键词"la"表示变量标记见下一行。关键词"cm"表示协方差矩阵是以对称（"sy"）形式输入的。关键词"se"允许用户对变量进行选择，或者是对变量进行重新排序以使内生变量（在一个三变量中介模型中即 M 和 Y）首先出现。

模型表述（"mo"）行意味着，本例是一个不存在多重测量的路径模型，因为 Y 或内生变量（即 M 和 Y）的数目与内生（eta 和 η）概念建构的数目都为 2。同样，X 的数目与外生（ksi 和 ξ）概念建构的数目都为 1。因子矩阵 lx 和 ly 被设定（"fi"）为恒等（"id"）矩阵（这再一次表明指标变量与潜在变量之间是一一映射的），基于同样的原因，测量误差矩阵 td 和 te 被设定为 0。我们随后会对 eta、ksi、lx、ly、td、te 矩阵作出更详尽的描述——当中介作用中的基本概念建构是用多个变量来表示时，这些矩阵会更有用。

B 和 Γ 矩阵是由模式（"pa"）来界定的，它指明哪些作用路径应该被估计（即"1"），哪些则应该被设定为 0（即"0"）。软件对这两个矩阵的读取类似于假定一个列变量在影响行变量。因此，B 矩阵中唯一的"1"，即 $\beta_{2,1}$，表明第一个内生变量（根据"se"对变量的列举顺序，即 M）对第二个内生变量（即 Y）具有影响效应。结果输出是通过指令"ou"完成的。我们鼓励读者去尝试这些语句，看是否能够得到前文所给出的结果，即 $a = 0.55$，$b = 0.55$，$c = 0.15$。

```
Title: Mediation With Three Constructs, One Measure Each.
da ni = 3 no = 100 ma = cm
la
x m y
cm sy
1.00
0.55 1.00
0.45 0.63 1.00
se
m y x
mo ny = 2 ne = 2 nx = 1 lx = id, fi td = ze, fi ly = id, fi te = ze, fi
be = fu, fr ga = fu, fr
pa ga
1
1
pa
be
0 0
1 0
out me = ml rs ef
```

有多重测量时用 SEM 拟合中介作用并纳入测量模型

研究者知道，当用多项式量表来测量 X、M 和/或 Y 时，会提高其可靠性，也会有助于厘清这些测量题项所代表的概念建构之间的关系本质。[19] 如果出现了多项式量表(例如，用 X_1、X_2、X_3 来测量自变量 X 这一概念建构)，研究者则不

清楚如何应用回归方法来检验中介作用（例如，将 X_1、X_2、X_3 代入方程2.1 至方程 2.3 时，会由于多元共线性问题而造成困惑）。

在这种情况下，研究者通常会计算多项式量表的均值，即 $\overline{X}$、$\overline{M}$、$\overline{Y}$，再将其代入类似于方程 2.1 至方程 2.3 的方程体系中，即方程 3.15 至方程 3.17。然而，虽然通过对多重测量取均值（即，$\{X_1, X_2, X_3\} \rightarrow \overline{X}$）来简化分析十分常见，但这种做法并没有充分利用数据的全部优势，相反，用结构方程模型来拟合中介作用结构却可以在一个测量模型中体现这些多重测量题项。如果将 X、M 和 Y 的多重测量汇总为均值加以分析，再将其结果与使用一个完整的结构方程模型（即同时包括了测量模型和路径模型）所得到的结果进行比较，或许毫不奇怪的是，后一种结果会更具优势（Iacobucci et al. , 2007）。完整的结构方程模型正确地识别了研究总体的特性，并几乎完全复原了由中介关系所导致的那部分变化，但对均值的分析则高估了中介作用的程度（例如，这种分析会偏向于得出样本中存在部分或完全的中介作用这一结论，即使是研究总体中并不存在任何中介作用时也会如此）。

因此，当用多项式量表测量 X、M 或 Y 时，研究者若通过取其平均值而不用 SEM 来进行建模，这其实是对数据的一种损害。在 SEM 方法中，重要的是让数据按照其固有的特性来“说话”——如果某一概念建构有三个测量指标，那么对中介作用的检验就应该同时纳入一个正确的、同构的测量模型和一个结构模型，而不是将数据处理为其均值。计算量表的均值可能看似简化了分析过程，但却牺牲了结论在实质

上和理论上的准确性，研究者会为这种走捷径的行为付出代价，这种代价就是，他们经常会得出有关中介作用检验的错误结论。

对数据的建模应该以一种能够代表其结构的方式进行，这并不只是一个“理论上的”论断。它也能在实际上对研究者有所帮助。在用一个结构方程模型对多重测量进行建模时，测量误差被从模型误差中分离出来。因此，概念建构之间的关系也被澄清了，并且通常还被强化了。

所以，研究者应该运行一个完整的结构方程模型，而不是将多项式量表汇总为其均值。这个完整的结构方程模型由结构模型和测量模型两部分构成，前者说明了 X、M 和 Y 这三个概念建构之间的关系本质，后者说明了将这些概念建构映射于各自的指标变量的情形。

我们所说的多重测量题项，是指由三个或更多测量题项所组成的量表。在理论上，多重测量也包括由两个题项所组成的量表，但由三个或更多题项所组成的量表有助于研究者避免欠识别的问题（除非在理论上或经验上有两个或更多的题项极其相关）。Bagozzi 和 Baumgartner（1994）建议，由三到五个题项所组成的量表或许是最理想的（也就是说，题项的数目最少要有三个，而五个以上可能就过犹不及了）。

在多项式量表的情况下，用 LISREL 的标记方法，我们现在来区分 ξ 和 X，前者是指外生变量所表示的概念建构，后者则表示测得的外生变量。与之类似，η 是指内生的概念建构，由 M 和 Y 的变量来代表。完整的结构方程模型由如下结构方程：

$$\eta = \Gamma\xi + \mathrm{B}\eta + \Psi \qquad [3.21]$$

和下面两个测量模型（分别代表了将 ξ 映射于 X 和将 η 映射于 M 和 Y）构成：

$$Y = \Lambda_Y \eta + \theta_\varepsilon \qquad [3.22]$$

$$X = \Lambda_X \xi + \theta_\delta \qquad [3.23]$$

考虑三个 X 变量、三个 M 变量和两个因变量 Y 这种情形（即方程 3.4 至方程 3.14），就会得到方程 3.21 至方程 3.23 中的 SEM 矩阵。结构参数是 Γ 和 B，它们与中介分析最相关，也是理论最关心的。由于它们代表了三个关键的概念建构，所以其结构与之前提及的只有三个测量的路径模型的情形相似：

$$\Gamma = \begin{matrix} & \xi \\ \eta_M & \\ \eta_Y & \end{matrix}\begin{bmatrix} \gamma_{MX} \\ \gamma_{YX} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{matrix} \\ \eta_M \\ \eta_Y \end{matrix}\begin{matrix} \eta_M & \eta_Y \\ \begin{bmatrix} \beta_{MM} = 0 & \beta_{MY} = 0 \\ \beta_{YM} & \beta_{YY} = 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

方程 3.22 和方程 3.23 中的新矩阵 Λ_X 和 Λ_Y 包含了 X 变量和 Y 变量的因子载荷（遵循标准的处理方式，每个因子的第一个载荷被设定为 1 以实现模型的标准化）。

$$\Lambda_X = \begin{matrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{matrix}\overset{\xi}{\begin{bmatrix} \lambda_{X_{11}} = 1 \\ \lambda_{X_{21}} \\ \lambda_{X_{31}} \end{bmatrix}}$$

$$\Lambda_Y = \begin{matrix} M_1 \\ M_2 \\ M_3 \\ Y_1 \\ Y_2 \end{matrix}\begin{matrix} \eta_M \quad\quad \eta_Y \\ \begin{bmatrix} \lambda_{Y_{11}} = 1 & 0 \\ \lambda_{Y_{21}} & 0 \\ \lambda_{Y_{31}} & 0 \\ 0 & \lambda_{Y_{42}} = 1 \\ 0 & \lambda_{Y_{52}} \end{bmatrix} \end{matrix}$$

另外两个矩阵 Θ_δ 和 Θ_ε 包含了测量误差(其中,与被设定为1的因子载荷相对应的误差项被设定为0,其他项则会被估计)。

$$\Theta_\delta = \begin{array}{c} \\ X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{ccc} X_1 & X_2 & X_3 \end{array} \\ \begin{bmatrix} \theta_{\delta_{11}} = 0 & 0 & 0 \\ 0 & \theta_{\delta_2} & 0 \\ 0 & 0 & \theta_{\delta_3} \end{bmatrix} \end{array}$$

$$\Theta_\varepsilon = \begin{array}{c} \\ M_1 \\ M_2 \\ M_3 \\ Y_1 \\ Y_2 \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{ccccc} M_1 & M_2 & M_3 & Y_1 & Y_2 \end{array} \\ \begin{bmatrix} \theta_{\varepsilon_1} = 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \theta_{\varepsilon_2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \theta_{\varepsilon_3} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \theta_{\varepsilon_4} = 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \theta_{\varepsilon_5} \end{bmatrix} \end{array}$$

如前文所述,矩阵 Ψ 包含了内生模型的欠拟合性,类似于 $1-R^2$。而 Φ 则度量了外生的概念建构(如果外生的概念建构不止一个,则捕捉了它们之间的相关关系)[20]:

$$\Psi = \begin{array}{c} \\ \eta_M \\ \eta_Y \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{cc} \eta_M & \eta_Y \end{array} \\ \begin{bmatrix} \Psi_{\eta_M} & 0 \\ 0 & \Psi_{\eta_Y} \end{bmatrix} \end{array}, \quad \Phi = \begin{array}{c} \\ \xi \end{array} \begin{array}{c} \xi \\ \begin{bmatrix} \phi \end{bmatrix} \end{array}$$

LISREL 语句

对于有三个概念建构、X 有三个测量指标、M 有三个测量指标、Y 有两个测量指标的模型,LISREL 语句如下:

```
Title: Mediation With Three Constructs, 3 X's, 3 M's, and 2 Y's.
da ni = 8 no = 100 ma = cm
la
x1 x2 x3 m1 m2 m3 y1 y2
cm sy
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
se
m1 m2 m3 y1 y2 x1 x2 x3
mo ny = 5 ne = 2 nx = 3 nk = 1 lx = fu, fr td = di, fr ly = fu, fr te = di,
fr be = fu, fr ga = fu, fr
pa lx
0
1
1
pa ly
0 0
1 0
1 0
0 0
0 1
pa ga
```

```
1
1
pa be
0 0
1 0
va 1.0 lx(1, 1) ly(1, 1) ly(4, 2)
fi td(1) te(1) te(4)
va 0.0 td(1) te(1) te(4)
out me = ml rs ef
```

第4章

用结构方程模型来分析中介作用：结构模型

结构方程模型由测量模型和结构模型两部分构成。前一章关注的是测量模型，这一章关注的是结构模型。

研究者在试图考察 X、M 和 Y 这些概念建构之间的中介作用时，通常都是在一个相对狭窄的视野内进行，也就是说，他们往往只将这三个概念建构纳入分析(例如，简短的实验或调查，这是为了实现效率)。然而，即使研究者并不明确地承认存在一个更广的分析网，所有的概念建构之间的关系其实都或多或少地嵌入了一个更大的图景，正如图 4.1 所展示的那样。科学哲学家和方法论者鼓励用这种更广的分析网来对社会现象提出最丰富的观察和解释(Cronbach & Meehl, 1955)。例如，在中介作用分析中，一些研究者可能希望检验比一般情况下更长的中介作用关系链，比如可能是 $X \rightarrow M_1 \rightarrow M_2 \rightarrow Y$。其他研究者可能想探究两个中介系统中

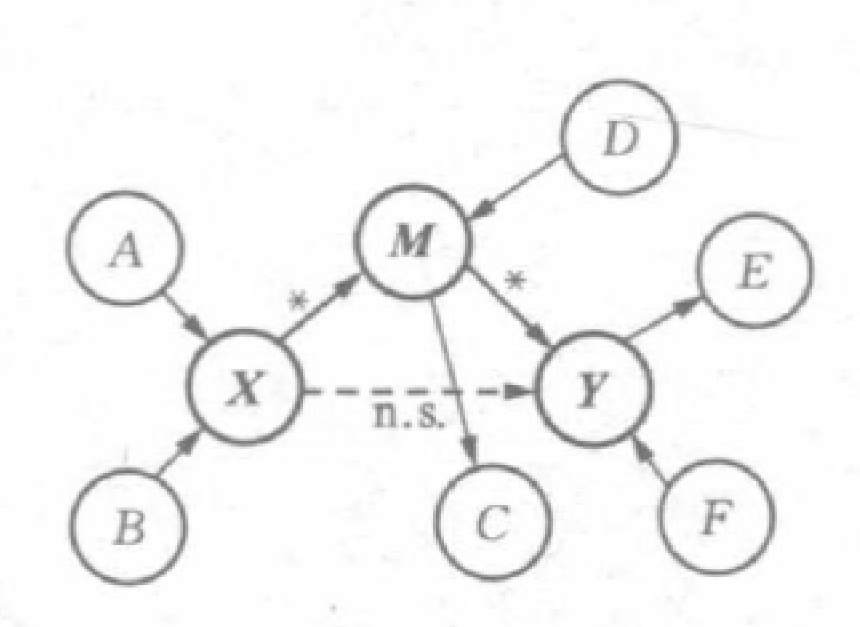


图 4.1 在一个更广的分析网中检验中介作用

的哪一个对因变量的作用更强，例如比较这样两个作用路径：$X \rightarrow M_1 \rightarrow Y$ 和 $X \rightarrow M_2 \rightarrow Y$。

显然，各种可能性是趋于无穷的。幸运的是，SEM在允许纳入多重测量之外，还能够方便地处理超过三个关键概念建构（X、M 和 Y）情况下的理论归纳和模型扩展。更广的分析网的各种情况都可以被建模，不管新纳入的概念建构构成了原有的三个关键概念建构的原因还是结果。在本章中，我们就来考察一下纳入额外的概念建构时所产生的一些问题，其中的某些问题已经有了解决方法。

第1节｜概念回顾

对中介作用建模的技术发展来说，至少多加入一个概念建构（以 Q 表示）是尤其必需的，即使研究者更关心 X、M 和 Y 而非 Q(Bentler, 2001)。加入额外概念建构的主要理论目的是提高分析网的复杂性，这使得根据观察到的数据模式提出似乎合理的替代性理论的难度加大，因此保证了结果在统计上和概念上都更为确定。

加入额外概念建构的主要统计目的是改进自由度。中介模型就三个概念建构提出三个连接关系，因此，它具有"恰好识别"的特征。这种特征的其中一个含义是，影响效应的方向在经验上是不确定的，例如，我们不清楚是 $X \rightarrow M$ 还是 $M \rightarrow X$ (MacCallum et al., 1993; McDonald, 2002; Fienberg, 1981: 122—123)。在前文描述的例子中（即 $r_{XM} = 0.55$，$r_{XY} = 0.45$，$r_{MY} = 0.63$），$X \rightarrow M \rightarrow Y$ 这一中介作用的路径系数分别为 $a = 0.55$，$b = 0.55$，$c = 0.15$。如果整个作用方向是倒转的，即 $Y \rightarrow M \rightarrow X$，估计值就会出现一定的差异，分别为：0.63($Y \rightarrow M$)，0.44($M \rightarrow X$)，0.17($Y \rightarrow X$)。如果某研究者提出 $X \rightarrow Y \rightarrow M$，则估计值会是 0.45($X \rightarrow Y$)，0.48($Y \rightarrow M$)，0.33($X \rightarrow M$)。更大的问题是，三个模型（以及更多的模型）的拟合统计量并无二致，都是完美的（例如，

Bentler 的比较拟合指标 CFI 都等于 1,均方根误差 RMSE 都等于 0)。[21]

理论应该有助于区分可相互替代的模型(这是以参数估计值而非总的拟合统计量为基础,因为前者是可变的而后者则不是),但是,具有竞争性的模型很少被文献所提及,也更少被检验。而且,从同一个理论视角导出的竞争性的因果模型可以具有同样的合理性。例如,如果 $X=$ 爱好,$M=$ 认知,$Y=$ 行为,支持 $X \to M$ 或者 $M \to X$ 这两种相反理论的模型会同时存在,同理,支持 $M \to Y$ 或者 $Y \to M$ 的模型也会同时存在,以此类推(Breckler, 1990)。

使用多项式量表并不能解决这一问题。虽然原始协方差矩阵确实变大了,这也导致自由度的增加,但多余的自由度却是"虚假的",因为它们是对测量模型的准确性有贡献,而不是对关键的结构模型的自由度有贡献。无论测量了多少个题项,只要有三个概念建构,就有三组概念建构之间的相互关系,并且,如果我们试图在中介分析中估计三个路径,那么模型就是"恰好识别"的。然而,四个概念建构就会有六组相互关系。在这种情况下,如果要估计四个路径,那么就有两个多余的自由度可以用来检验竞争性模型的拟合优越性。我们偏向于这种"过度决定"的情形,因为在这种情形下,未知项的数目要少于系统中的方程数目或数据点数目,由此得出的每一个估计值都可能会更加确定。

当加入一个新的概念建构 Q 来依次作为 X、M 和 Y 的一个原因或结果时,就会相应地多出一个路径,图 4.2 展示了这些路径所有可能的位置。在正式的研究中,Q 的位置会由理论规定,但在这里,我们会考察 Q 的各种不同角色以澄

清关于结构方程模型和中介作用的几项要点。图中每个递归的、可识别的结构模型都达到了增加自由度以对模型的拟合性进行评估的目的，也就是说，任何一个模型都不具有人为的完美拟合性。然而，我们必须说明的是，六个模型并不是等价的，其中模型 c 和模型 e 尤其不应该被使用。

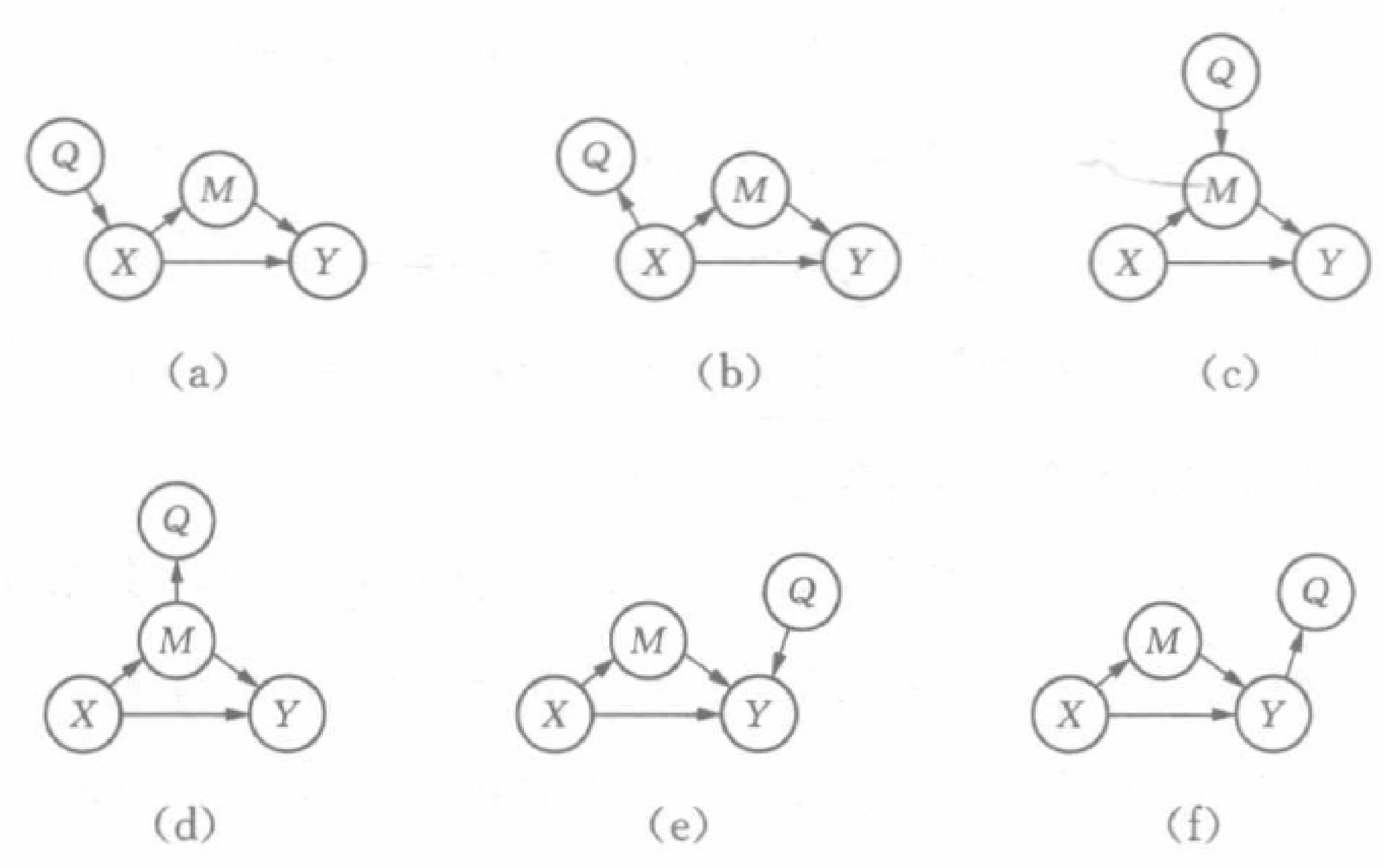


图 4.2 通过加入一个路径来引入一个新的概念建构的所有可能的组合：*Q* 作为 *X*、*M* 和 *Y* 的一个单独的原因或结果

第 2 节 | 举例说明

让我们从前面一直用到的例子开始解释,在该例中,$r_{XM}=0.55$,$r_{XY}=0.45$,$r_{MY}=0.63$,得到的路径系数为 $a=0.55$,$b=0.55$,$c=0.15$。这些估计值显示在图 4.3 的右上角,代表了“基准模型”。现在让我们通过加入第四个概念建构 Q 来增加这些相关关系。为了说明的简便,令 $r_{QX}=r_{QM}=r_{QY}=0.40$。在模型 a、模型 b、模型 d 和模型 f 中,三个关键路径系数的估计值没有发生变化,而且,凡是涉及 Q 的连接,其相关系数一律为 0.40,准确地反映了输入的信息。

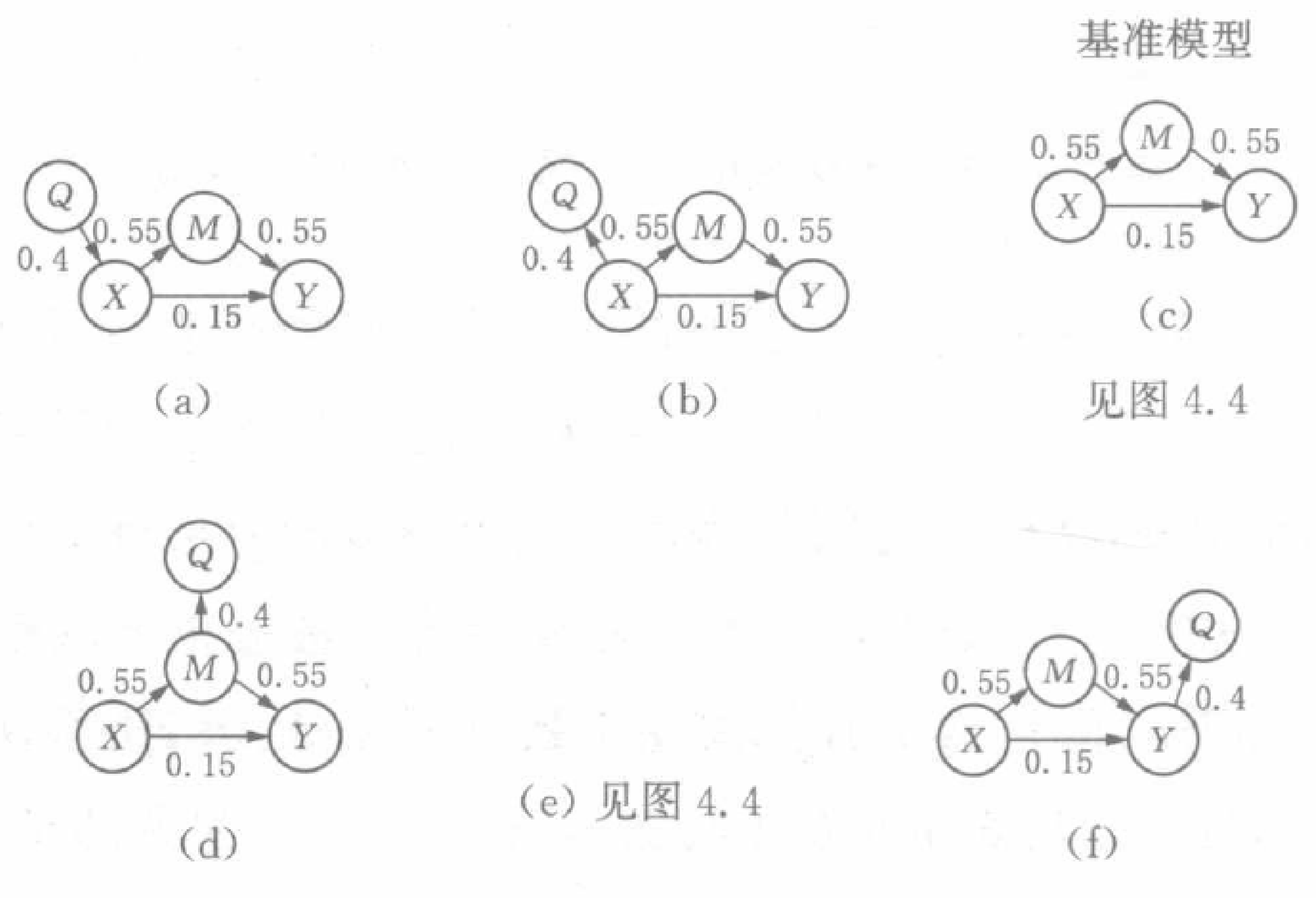


图 4.3 Q 对 X、M 和 Y 之间的中介作用的影响

模型 c 和模型 e 见图 4.4。这两个模型的表现有所不同，因为将 Q 作为 M 或 Y 的一个原因加入模型，意味着出现了两个外生的概念建构（X 和 Q），这就带来了一个统计上的（也是概念上和经验上的）要求，即它们之间的相关关系也应该被呈现出来并加以估计。因此，首先要弄清楚的是，虽然（图 4.3 中的）模型 a、模型 b、模型 d 和模型 f 带来了两个自由度，但（图 4.4 中的）模型 c 和模型 e 则只多带来了一个自由度（另外一个自由度在估计两个外生概念建构之间的相关关系时被使用了）。

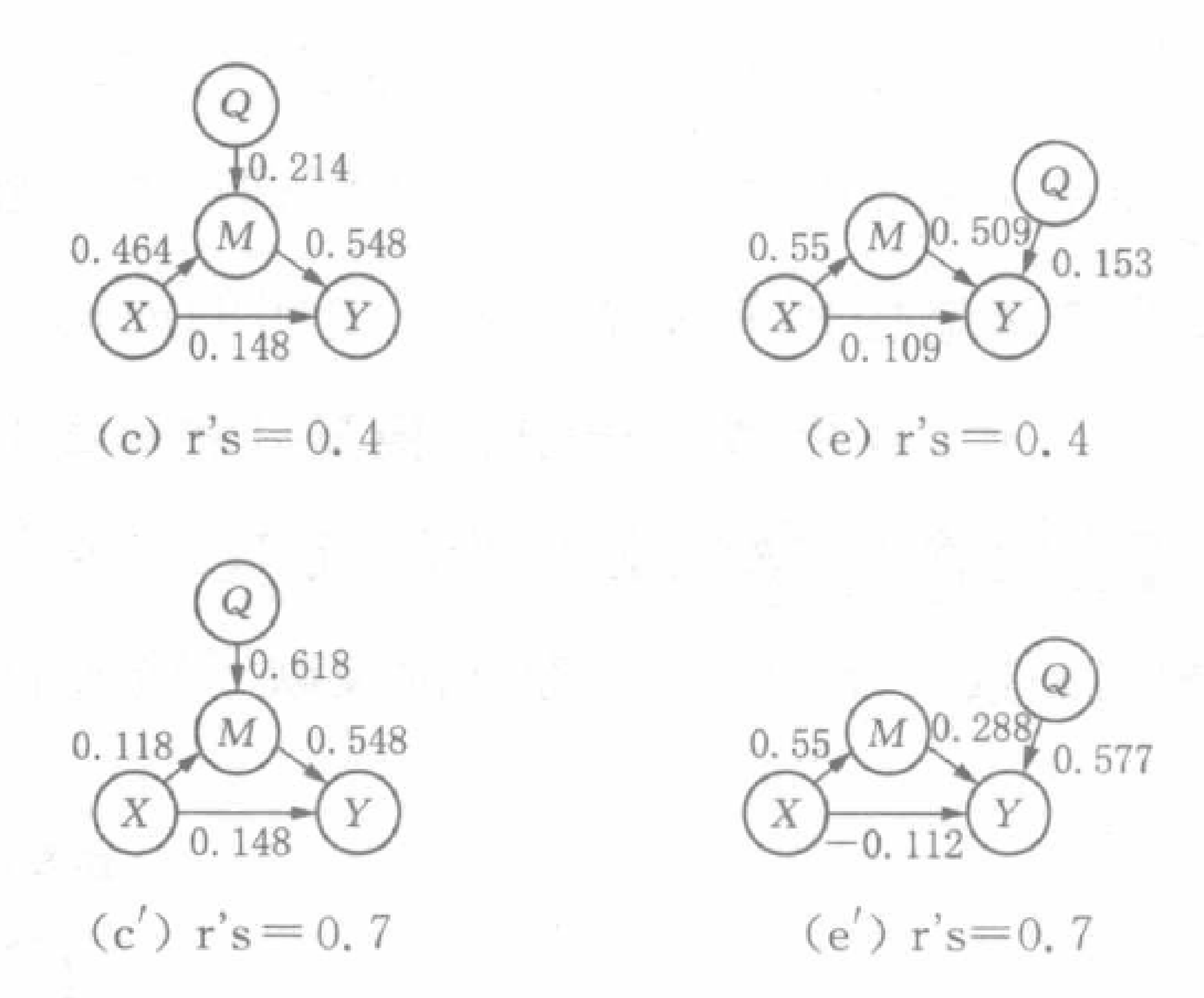


图 4.4 不要将 Q 作为 M 或 Y 的一个原因引入模型

更成问题的是，三个关键的中介作用路径系数不再是不变的了。在模型 c 中，Q（与 X 一起）构成了 M 的一个预测因素，结果是，Q 和 X 之间的多元共线性使得两个估计值分担了预测的方差，因此，$Q \to M$ 的路径系数不再与输入的信息 0.40 相同，而且 $X \to M$ 的路径系数也不再是我们所预期的 0.55（即不再代表研究总体的已知结构）。但要注意的是，与预测 Y 有关的路径并没有受到影响。相反，在模型 e 中，由

于 Q(与 X 和 M 一起)构成了 Y 的一个预测因素，所以 X、M 和 Y 之间的多元共线性对涉及 Y 的每一个路径都产生了影响，这些路径分别是：$Q \rightarrow Y$(我们对这一路径并不关心)、$X \rightarrow Y$ 和 $M \rightarrow Y$(我们关心的是这两个路径)。

为了便于说明，我们将所有的 0.4(即 Q 与 X、M 和 Y 之间的相关关系)都替换为 0.7，模型 c′和模型 e′显示了这会对结果造成什么影响。多元共线性的增强产生了更加不同的结果(包括使其中一个作用路径的方向发生倒转，这表明，系统为了抵消新出现的高度线性相关而产生了一个抑制性的关系)。

从某种意义上来说，这些模型的结果肯定是“真的”，也就是说，当 Q 与 X、M 和 Y 在任何程度上相关时(即只要相关度大于 0)，路径系数的估计值就是上面所报告的那些数字。但是，如果研究者的视野主要关注的是 X、M 和 Y，为了不扰乱最核心的关系，最好还是为 Q 选定一个角色，也就是说，将 Q 作为 X 的一个原因引入模型，或将 Q 作为 X、M 或 Y 的一个结果引入模型。[22]

上述结果概括了在哪些情况下 r_{XM}、r_{XY}、r_{MY} 这三个核心指标会发生变化，而不管数据中的中介作用强度有多大(例如，是 25%还是 50%，或者是 75%)。而且，加入的相关关系 r_{QM}、r_{QX}、r_{QY} 的强弱变化也会对结果造成影响(正如 0.40 与 0.70 的结果对比所显示的那样)。

为了理解这到底是怎么回事，一个简单的方法是将中介作用的实质理解为 X 与 Y 之间的偏相关在统计上控制了它们与 M 的关系之后会变为 0，这一偏相关的计算公式为：

$$r_{XY \cdot M} = \frac{r_{XY} - r_{XM} r_{YM}}{\sqrt{(1 - r_{XM}^2)(1 - r_{YM}^2)}}$$

用文字表达就是："完全的中介模型是这样预测的，即 X 对 M 有一个直接的作用，M 对 Y 有一个直接的作用，并且当 M 保持不变时，X 与 Y 之间不存在直接相关。"请回忆一下我们之前给出的提醒，这个偏相关在几种情况下是一致的：假设的 $X \rightarrow M \rightarrow Y$ 这一中介作用，倒转的因果关系链 $Y \rightarrow M \rightarrow X$，或者 M 是 X 和 Y 的一个共同决定因素，即 $X \leftarrow M \rightarrow Y$ (McDonald, 2001)。在 SEM 中，这些关系的等价性会导致在没有 Q 的情况下，这些模型的总的拟合统计量将是相同的：所有的拟合优度测量(例如，R^2)都将等于 1，所有的拟合劣度都将等于 0。[23]然而，首先应该拟合我们所期望的中介模型，如图 1.1 所示，然后才继续拟合替代性的或竞争性的模型——这可以从 $Y \rightarrow M \rightarrow X$ 开始，再对起中介作用的概念建构赋予其他的角色，例如 $M \rightarrow X \rightarrow Y$ 或 $X \rightarrow Y \rightarrow M$——并且表明，虽然总的拟合统计量可能是相同的，但某些模型的参数估计却并不显著，或者不具有理论上的意义。

加入 Q 之后，多余的自由度允许我们比较模型的拟合性。但是坦白地讲，在只多出两个自由度的情况下，会出现两个问题：首先，模型的拟合性可能只在某种程度上可以进行比较；其次，对太多的竞争性模型进行比较会导致过多的Ⅰ类错误(type Ⅰ errors)。若在经典的中介模型 $X \rightarrow M \rightarrow Y$ 中加入 $Q \rightarrow X$，则基本的拟合性指标如下：GFI = 0.96，RMR = 0.09，CFI = 0.96。当整个因果关系的方向发生倒转，即 $Y \rightarrow M \rightarrow X$(加入 $Q \rightarrow X$)时，模型的拟合性如下：GFI = 0.91，RMR = 0.20，CFI = 0.86。当检验 $M \rightarrow X \rightarrow Y$ 这一作用模式时，拟合指标如下：GFI = 0.98，RMR = 0.038，CFI = 0.99。这一组指标表明，最后一个模型具有少许优势，

尽管这正是我们所预料的。

如果没有额外的概念建构,最核心的三概念建构模型是"恰好识别"的,换言之,许多竞争性的模型同样会很好地拟合数据。MacCallum 等人(1993)详细讨论了 SEM 方法中的模型识别和替代性模型的问题。即使统计上不存在等价模型这一问题,对希望取得进展的研究者来说,强有力的理论对于他们支持或反对某些形式的中介作用也是必不可少的。读者可以思考下面这段文字:

> 一个拟合性好的模型必须能够准确地再现观察到的数据。然而,即使发现了某一模型与数据具有一致性,几乎总有替代性的模型同样具备这种一致性……Stelzl(1986)发展了几条规则来帮助生成一系列等价模型……两个等价模型将会同样有效地解释同一个观察到的协方差模式,它们各自的总拟合优度统计量将会相同……然而,两个等价模型对单个参数的估计值会有所不同,这就为两者的区分提供了一些基础。(Breckler,1990:262)

注意,避免过度地将相关数据解释为中介作用(或其他的因果关系结构)的证据是相当重要的,用理论来补充经验结果也很重要。有鉴于此,我们再提供两个例子来加以说明。首先,想象一下两种完全的中介作用的情形。其中一种情形是中介因素在概念上或是在时间上更接近于 X,这或许是因为对 M 和 X 的测量在时间上或在程序上如此接近,以至于方法变异量可能进一步促进了它们之间的联系。这种

接近性或许可以被描述为 $X \rightarrow M \longrightarrow Y$，在经验上或许可以用如下值来表示：$r_{XM}=0.90$，$r_{XY}=0.30$，$r_{MY}=0.30$。作为对比，另一种情形是中介因素更多地与 Y 具有高度相关，这可以被描述为 $X \longrightarrow M \rightarrow Y$，假设具体的值是 $r_{XM}=0.30$，$r_{XY}=0.30$，$r_{MY}=0.90$。如果我们对两组数据分别拟合中介模型，则第一种情形下的路径系数估计值为 $r_{MX}=0.90(p<0.05)$，$r_{YX}=0.15(p>0.05)$，$\beta_{YM}=0.15(p>0.05)$（中介作用的比例为 47.4%）；第二种情形下的估计值为 $r_{MX}=0.30(p<0.05)$，$r_{YX}=0.03(p>0.05)$，$\beta_{YM}=0.89(p<0.05)$（中介作用的比例为 89.9%）。这些参数估计值的显著与不显著的情况表明，中介作用在第二种情形下得到了支持，但在第一种情形下没有得到支持，尽管在概念上，两种情形都显示出存在中介作用的关系链。[24]

第3节 | 抑制作用

上面的第二种情形涉及抑制作用的问题，这在中介作用文献中已经有所讨论。MacKinnon、Krull、Lockwood(2000)比较了中介作用和抑制作用：

> 在中介作用中，典型的情况是假设……自变量与因变量之间的关系……会减弱，因为中介变量解释了这一关系的部分或者全部……然而，可能出现的情形是，移除某一个变量可能会增加自变量和因变量之间的关系强度。这种改变就意味着存在抑制作用。(2000:174)

他们给出了一个例子：想象 X 是对员工智力的测量，M 是对他们感觉无聊的程度测量，Y 是一条装配线上出现工作失误的次数。一位人力资源研究者会期望 $r_{XM}>0$，$r_{MY}>0$，但 r_{XY} 可能会是负的。

对中介关系(以及 SEM)框架中的抑制作用的一种诊断标准是，$a \times b$(即 $\gamma_{MX} \times \beta_{YM}$)的符号与 c(即 γ_{YX})的符号相反(MacKinnon et al.，2000:174；Shrout & Bolger，2002:432；Tzelgov & Henik，1991)。许多社会科学家都听说过抑制作用，但对它并不是很熟悉，有鉴于此，另外一个例子在这里可

能有用。这个例子是由 Shrout 和 Bolger(2002:431) 提供的。假定 X 是某种压力源,M 是一种应对行为,Y 是所经历的焦虑程度。一名临床医生会期望 $r_{XM} > 0$, $r_{MY} < 0$, 于是中介的、间接的路径系数应该为负。最终,r_{XY} 会是正的。因此,$a \times b$ (表示中介路径)的符号与 c(表示直接路径)的符号会相反,这表明存在抑制作用。

另一种思考抑制作用的方法是将其与多元共线性进行对比。我们可以看到的多元共线性的例子通常是这样一种情况:"一个预测变量本来对结果变量具有较强的影响,但在控制了另一个预测变量之后,它的影响就变得微不足道了。"而抑制作用则是"一种相反的情形,即一个预测变量的影响本来微不足道,但在控制了另一个预测变量之后,它的影响变强了"(Lynn, 2003:58)。例如,令 Y 为因变量,A 为一个预测变量,B 为另一个预测变量,并且,B 与 A 相关 ($r_{AB} \neq 0$) 但与 Y 不相关 ($r_{BY} = 0$)。如果 R^2 (即同时用 A 和 B 来预测 Y 的多元回归方程的 R^2)大于两个简单相关系数的平方和,即 $R^2 > (r_{AY}^2 + r_{BY}^2)$, 那么 B 是一个起抑制作用的变量。

举这些例子的目的是要提醒可能会用到中介模型的研究者,那句永恒的谚语"若输入错误的数据,则会输出错误的结果"在这里是同样适用的。若没有强有力的、清晰的理论总结,包括对竞争性理论进行检验的意图,中介分析的统计方法本身是不会变魔术般地澄清数据结构的。

在下面几节中,我们将用 LISREL 语句来结束本章内容,这些语句适用于我们所展示的超过三个关键概念建构的情形。在下一章中,我们会转向更加复杂的数据分析情形。

第 4 节｜四概念建构模型的 LISREL 语句

本节将对图 4.3 所建议的四个模型中的每一个提供 LISREL 语句。在第一批语句中，Q 是 X 的一个原因：

```
Title: Four Constructs, Q→X(Figure4.3a).
da ni = 4 no = 100 ma = cm
la
x m y q
cm sy
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 1.00
mo ny = 3 ne = 3 nx = 1 nk = 1 lx = id, fi td = ze, fi ly = id, fi te = ze,
fi be = fu, fr ga = fu, fr
pa ga
1
0
0
pa be
```

```
0 0 0
1 0 0
1 1 0
out me = ml rs ef
```

在第二批输入指令中，Q 是 X 的一个结果：

```
Title: Four Constructs, X→Q(Figure 4.3b).
da ni = 4 no = 100 ma = cm
la
x m y q
cm sy
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 1.00
mo ny = 3 ne = 3 nx = 1 nk = 1 lx = id, fi td = ze, fi ly = id, fi te = ze,
fi be = fu, fr ga = fu, fr
pa ga
1
0
0
pa be
0 0 0
1 0 0
1 1 0
out me = ml rs ef
```

在第三个模型中,Q 是 M 的一个结果:

```
Title: Four Constructs, M→Q(Figure 4.3d).
da ni = 4 no = 100 ma = cm
la
x m y q
cm sy
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 1.00
se
m y q x
mo ny = 3 ne = 3 nx = 1 nk = 1 lx = id, fi td = ze, fi ly = id, fi te = ze,
fi be = fu, fr ga = fu, fr
pa ga
1
1
0
pa be
0 0 0
1 0 0
1 0 0
out me = ml rs ef
```

在第四个即最后一个模型中,Q 是 Y 的一个结果:

```
Title: Four Constructs, Y→Q(Figure4.3f).
da ni = 4 no = 100 ma = cm
la
x m y q
cm sy
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 1.00
se
m y q x
mo ny = 3 ne = 3 nx = 1 nk = 1 lx = id, fi td = ze, fi ly = id, fi te = ze,
fi be = fu, fr ga = fu, fr
pa ga
1
1
0
pa be
0 0 0
1 0 0
0 1 0
out me = ml rs ef
```

第 5 节 | 较长的中介作用链与替代性中介路径的 LISREL 语句

当第四个概念建构拉长了中介作用链时，即 $X \rightarrow M_1 \rightarrow M_2 \rightarrow Y$，就可以使用如下语句：

```
Title: X to M1 to M2 to Y.
da ni = 4 no = 100 ma = cm
la
x m1 m2 y
cm sy
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 1.00
se
m1 m2 y x
mo ny = 3 ne = 3 nx = 1 nk = 1 lx = id, fi td = ze, fi ly = id, fi te = ze,
fi be = fu, fr ga = fu, fr
pa ga
1
0
```

```
1
pa be
0 0 0
1 0 0
0 1 0
out me = ml rs ef
```

下面的语句检验的是两个分支中介路径 $X \rightarrow M_1 \rightarrow Y$ 和 $X \rightarrow M_2 \rightarrow Y$：

```
Title: X through M1 to Y and X through M2 to Y
da ni = 4 no = 100 ma = cm
la
x m1 m2 y
cm sy
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 1.00
se
m1 m2 y x
mo ny = 3 ne = 3 nx = 1 nk = 1 lx = id, fi td = ze, fi ly = id, fi te = ze,
fi be = fu, fr ga = fu, fr
pa ga
1
1
1
```

```
pa be
0 0 0
0 0 0
1 1 0
out me = ml rs ef
```

下面的 LISREL 语句显示了如何在一个更大、更复杂的分析网中，对中介作用进行检验，它具体对应的是图 4.1 中的结构：

```
Title: Nine Constructs, per Figure 4.1.
da ni = 9 no = 100 ma = cm
la
x m y a b c d e f
cm sy
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
se
x m y c e a b d f
mo ny = 5 ne = 5 nx = 4 nk = 4 lx = id, fi td = ze, fi ly = id, fi ly = id,
```

```
fi te = ze, fi be = fu, fr ga = fu, fr
    pa ga
    1 1 0 0
    0 0 1 0
    0 0 0 1
    0 0 0 0
    0 0 0 0
    pa be
    0 0 0 0 0
    1 0 0 0 0
    1 1 0 0 0
    0 1 0 0 0
    0 0 1 0 0
    out me = ml rs ef
```

第6节 | 间接效应的显著性

中介作用最后要考虑的一个问题是区分 X 对 Y 的作用有多少是直接的($X \to Y$),又有多少是通过中介因素而间接实现的($X \to M \to Y$)。结构方程模型的使用者对这种分解的估计和显著性检验进行了探索(参见 Bollen, 1987; Holbert & Stephenson, 2003; Preacher & Hayes, 2004)。

在简单的中介作用形式中(例如由图 1.1 首次展示的那样),X 对 Y 的直接效应是由系数 c(或者是 LISREL 模型中的 γ_{YX})来估计的,X 通过 M 对 Y 的间接效应是由相应的结构系数的乘积(即 $a \times b$,或者是 LISREL 模型中的 $\gamma_{MX} \times \beta_{YM}$)来估计的,$X$ 通过直接和间接路径对 Y 的总效应是两者之和:$[c+(a \times b)]$。

将总效应分解为直接效应和间接效应,这在大多数 SEM 软件中都可以通过一些选项或设定来实现。例如,在 LISREL 中,若在输出行中加入关键词"ef",就可以得到直接效应、间接效应和总效应的估计值。

从统计计算软件包的输出结果可以得到直接效应、间接效应以及总效应,也可以得到这些单个项的显著性检验。理论上,方程 2.4 中的 z 检验类似于间接效应的显著性检验。具体来说,这两个结果在本质上应该趋于接近

(显著或不显著),即使实际数值存在某种程度的差别。最后,不管直接或间接效应显著与否,都有待研究者作出一个科学的判断,并对直接和间接作用路径的相对大小进行总结。

第7节 | 其他议题

如果研究者有额外的概念建构,如图 4.1 或图 4.3,就有更多的自由度可以使用。而当存在更多的自由度时,就可以获得比较性的拟合统计量,也就是两个嵌套模型的 X^2 值之差(即 ΔX^2,类似于回归中的 ΔR^2,例如,用 X、M 来预测 Y 的模型 1 嵌套于用 X、M、Q、W 来预测 Y 的模型 2,于是,两个模型的 X^2 值之差 $\Delta X^2 = X_1^2 - X_2^2$,自由度之差 $\Delta df = df_1 - df_2$)。

层级嵌套模型并不是必须的,然而,拟合这些模型却为研究者提供了又一个优势。但问题在于,不管是用旧式的回归方法还是用更适当的结构方程模型来拟合,对中介作用的考察几乎肯定会在预测变量之间具有多元共线性的数据中进行。要作出中介作用存在的结论,其中一个条件是 X 与 M 有关,即 $X \rightarrow M$(中介作用的前半个路径)。于是,当关注 Y 的预测和解释时,对直接路径(包含 X)和间接路径(包含 X 和 M)的估计是通过两个本来就相关的预测变量来进行的,而这正符合多元共线性的定义。

多元共线性影响了结构方程模型中的结构路径系数 β 和 γ(或者是回归中的 β)的估计值、显著性检验以及对它们的解释,但并不影响总的拟合性指标(X^2 或 R^2);多元共线性影

响了将方差归因于不同的预测因素这一分配过程，但并不影响预测因素一共解释了多少方差这一总的评估。因此，对多元共线性有所担心的研究者可能不希望去研究结构路径参数的估计，而是研究嵌套模型的总的拟合性以及对它们进行比较的指标。遗憾的是，拟合嵌套模型的想法使路径建模方法回到了最初的用回归建模方法来拟合多个模型这一更加复杂的操作方式，而对这种方式的批评是，它导致了将苹果模型与柑橘模型进行比较和检验这种不恰当的情形。

对多元共线性的考虑和处理近似于另一种哲学上的观点，即由于人们感兴趣的任何数据都会自然而然地显示出某种多元共线性，因此需要对 β 和 γ 的估计值进行检验。拟合一个联立模型——它同时包括了直接连接（$X \rightarrow Y$）和间接连接（$X \rightarrow M \rightarrow Y$）以及其他任何概念建构之间的任意连接——可能确实包含了多元共线性，但同步拟合这一思想的精髓正是，所有的影响效应都是排除了或在统计上控制了模型中的其他效应后估计得到的。

第5章

高级议题

本章将考察一系列更加复杂的数据情形，研究者试图理解其中的中介作用关系。首先，我们将 SEM 应用于“中介性的调节作用”。一般说来，“调节作用”可以简单地解释为有一个交互项捕捉了一种条件性的关系。在中介性的调节作用中，交互项与因变量之间的关系是中介性的。

其次，我们将转向“调节性的中介作用”。在这种情形下，我们关心的问题是某些变量是否对中介作用具有调节性，或是否调和了中介作用的强度。最简单、最常见的情况是，对于两个群组来说，研究问题是要弄清楚中介作用是否只在一个群组中存在而在另一个群组中不存在。也就是说，如果在一个群组中有中介作用 $X \to M \to Y$，但在另一个群组中只有直接关系 $X \to Y$，那么这个分组变量就是调节项。调节项可能会更加复杂(例如，可以是一个连续变量，而不只是对两个群组进行区分)，我们对此也会加以考察。

第三，我们将考察研究者在遇到定类变量时应该怎么办。

第四，我们将探讨纵向数据所产生的问题。

第1节 | 中介性的调节作用

探究中介性的调节作用，就是考察涉及一个交互项的中介模型(Muller, Judd & Yzerbyt, 2005)。当进行一项实验时，研究者操控 X_1 和 X_2 两个因素，经典的方差分析会将因变量 Y 模型化为由两个主效应以及它们的交互项 $X_1 * X_2$ 所构成的函数。同样，在中介分析中，调节作用也是由一个交互项来表示的，没有什么特别之处。

此时的中介作用分析与通常的情形一样，只不过涉及了一个调节项，也就是说，研究问题仍然相似，即到底存在一个直接作用 $\{X_1 * X_2\} \rightarrow Y$ 还是一个间接的中介作用 $\{X_1 * X_2\} \rightarrow M \rightarrow Y$。

如图5.1所示，主效应也被纳入模型，这是为了达到统计控制的目的(以排除低阶项以及与其有关的但却属于外来的方差和协方差)，然而，它们并不是研究的关键和实质性兴趣所在。为了回答调节项是否具有中介关系这一问题，我们关注的是评估间接路径参数估计—— $a \times b$(即 $\gamma_{M, X_1 * X_2} \times \beta_{YM}$)——与直接路径参数估计 c(即 $\gamma_{Y, X_1 * X_2}$)的相对大小。[25]

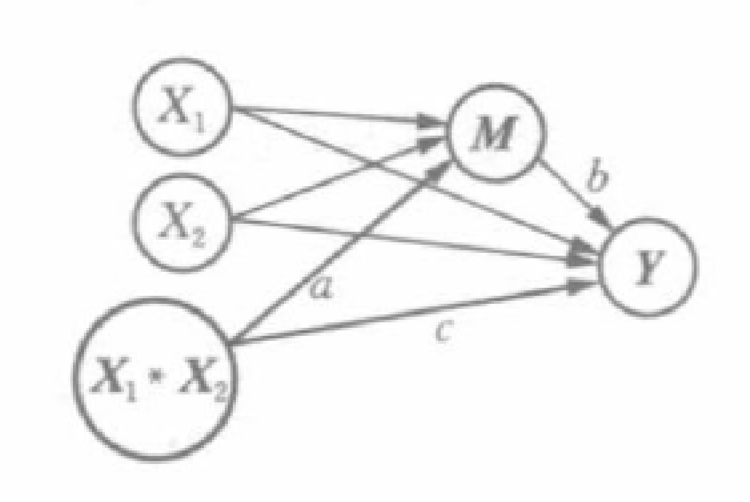


图 5.1 中介性的调节作用

如果理论要求检验中介性的调节作用，那么就应该用这些方法作为检验的手段。然而，虽然交互项在对实验中操控因素的方差分析中十分常见，同时也确实是研究者所期望的，但已经有文献表明，当概念建构被操作化为连续变量进而用它们的乘积项来表示其交互作用时，是存在一定问题的。应用包含连续型预测变量以及它们的乘积项的广义线性模型时所产生的问题，在这里也适用。研究者在生成乘积项之前应该特别对主效应变量进行均值对中处理，以减少乘积项与其组成部分之间的多元共线性，并且，研究者或许应该根据数据作图，以检验生成的乘积项在多大程度上导致了棘手的非线性特征，从而使线性模型可能不再稳健(James & Brett, 1984:310)，等等。[26]

如果预测变量应该由多项指标来表示，那么它们各自量表的均值就应该相乘以得到一个单一项来表示交互项。例如，X_{1a}、X_{1b}、X_{1c} 会被简化为 $\overline{X}_1$，X_{2a}、X_{2b}、X_{2c} 被简化为 $\overline{X}_2$，由此得到一个乘积项 $\overline{X}_1 \times \overline{X}_2$。

总而言之，对中介性的调节作用来说，主效应因素基本上是被当做控制变量(这与方差分析相似)纳入模型的，因为研究者对 $X_1 * X_2$ 如何起作用更感兴趣。至于 $X_1 \rightarrow M$、$X_1 \rightarrow Y$、$X_2 \rightarrow M$、$X_2 \rightarrow Y$ 这些路径是否显著则无关紧要。研究将这些估计置于一边，只关注 $X_1 * X_2 \rightarrow M$, $X_1 * X_2 \rightarrow Y$ 这一中介作用估计。

用来拟合图 5.1 所示模型的 LISREL 语句如下：

```
Title: X1, X2, and X1 * X2 each to M and to Y.
da ni = 5 no = 100 ma = cm
```

```
la
x1 x2 x12 m y
cm sy
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
se
m y x1 x2 x12
mo ny = 2 ne = 2 nx = 3 nk = 3 lx = id, fi td = ze, fi ly = id, fi te = ze,
fi be = fu, fr ga = fu, fr
pa ga
1 1 1
1 1 1
pa be
0 0
1 0
out me = ml rs ef
```

最后请注意，我们有足够的自由度来估计这个模型。模型中一共有五个概念建构，所以，我们会从 10 个协方差中提取一部分来估计七个路径。

第2节 | 调节性的中介作用

“调节性的中介作用”这一概念反映的是这样一种想法，即中介关系是以某一调节变量的取值为条件的。例如，中介作用只存在于一个样本而非另一个样本，或者中介作用有可能随着其他某一变量的增加而增强等等(Muller et al.，2005)。

典型的情况是，调节变量是一个定类变量；更常见的情况是，该定类变量只取两个值。也就是说，有两个群组，此时研究者的兴趣是要确立证据表明在一个样本组中存在某种中介关系，而在另一个样本组中则存在某种直接关系。对群组的定义可以依据实验所设定的条件，也可以依据个体的区别性变量，例如，性别或者以特征测量量表的中位值对人群进行划分等等(调节变量为连续型变量的情况较为少见，其处理方法会在本章的末尾加以讨论)。

用旧式的回归方法来检验调节性的中介作用是相当困难的。回归分析技术会用到定义组别的虚拟变量以及它们与各路径系数的交互项，但这种方法相当笨拙。SEM自然而然地有一个在方法上与此对应的技术可以实现上述实质性的分析任务。在LISREL和其他SEM软件中，都有语句选项可以用来拟合多组结构方程模型。以图5.2为例，该模型

说明的是，每个群组都有三个路径，但本质上的理论预期是，直接连接 c 在一个群组中显著，而由 a 和 b 的估计值所表示的间接路径却在另一个群组中显著。



图 5.2 调节性的中介作用

对该模型的估计过程是，输入第一个协方差矩阵，用所有三个（直接和间接）路径来设定模型。接着在语句中（下文很快就会给出）输入第二个协方差矩阵，这时使用者既可以将两个群组中的系数模式设定为相同，也可以将跨组系数设定为相等（即它们跨组“不变”）。

如果研究者只有三个关键概念建构 X、M 和 Y，要求在两个样本组中都拟合同一个关系模式会导致两个样本组都出现完全拟合（原因在于前面所说的模型识别的问题）。参数估计值可能会有所差异，并且这些差异可能足以使研究者对两个群组作出区分，即在一个群组中确立了中介关系而在另一个群组中确立了直接连接。例如，我们用 p_1 表示组Ⅰ中由中介作用所解释的 Y 的变异比例，$p_1 = (a_1 \times b_1/(a_1 \times b_1) + c_1)$，用 p_2 表示组Ⅱ中由中介作用所解释的 Y 的变异比例，$p_2 = (a_2 \times b_2/(a_2 \times b_2) + c_2)$，我们可以用一个标准的 z 检验来比较这两个比例的相对大小：

$$z = \frac{p_1 - p_2}{\sqrt{\frac{p_1(1-p_1)}{n_1} + \frac{p_2(1-p_2)}{n_2}}}$$

若 $z>1.96$，则组Ⅰ中的中介作用比例较大；若 $z<-1.96$，则组Ⅱ中的中介作用比例较大。若 z 不显著，则两组中的中介路径强度相当。

换言之，在只有 X、M 和 Y 三个概念建构的情况下，试图（为两个群组）寻找一个（共同的）拟合统计量的研究者必须对其不变性进行检验。在这里，参数被设定为相等，$a=a'$，$b=b'$，$c=c'$，并且，试图展示调节性的中介作用的研究者会期望统计量表明该模型（即将参数设定为相等的模型）并不拟合数据。

当研究者面临的情形是 X、M 和 Y 嵌入一个更复杂的分析网（即加入 Q）时，“不变性模型”会被估计，并且拟合统计量应该又一次表明该模型无法拟合数据。假如确实如此，使用者这一次就应该重新运行 LISREL，要求估计同样的“模式”以得到明显不同的参数估计值，并查看哪一组展示出了更强的中介效应。

在两个群组中拟合基本的三变量中介模型的 LISREL 语句如下：

```
Title: Moderated Mediation.
da ng = 2 ni = 3 no = 100 ma = cm
la
x m y
cm sy
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
se
```

```
m y x
mo ny = 2 ne = 2 nx = 1 nk = 1 lx = id, fi td = ze, fi ly = id, fi te = ze,
fi be = fu, fr ga = fu, fr
pa ga
1
1
pa be
0 0
1 0
out me = ml rs ef
da ni = 3 no = 100 ma = cm
la
x m y
cm sy
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
se
m y x
mo be = ps ga = ps
out me = ml rs ef
```

在上述语句中，第二个模型（“mo”）陈述句使用的是“ps”或“same pattern”选项（为了在两个群组中得到很可能不同的参数估计值）。当研究者拟合“不变性模型”时，则应该使用“in”选项。

让我们来看一个调节性中介作用的例子。建立一组数

据，使其在组Ⅰ中显示出75%的中介作用，在组Ⅱ中显示出25%的中介作用，上述模型恰好能够拟合此数据（$X_3^2 = 7.05$，$p = 0.07$，CFI = 0.97）。所以，我们可以得出以下结论：不管我们看到的数据形式是什么，两个群组中的中介作用大小在本质上具有统计等价性。一个具有比较性的结果是，当我们检验中介作用在组Ⅰ中为100%而在组Ⅱ中为0%这一模型时，它显然无法拟合数据（$X_3^2 = 22.01$，$p = 0.00$，CFI =0.57）。我们知道，该模型所表示的情形是中介作用的强度在两个群组中有所不同，因此，它的欠拟合性就表明，组Ⅰ中的关系结构与组Ⅱ中的关系结构显著不同。

对调节性的中介作用进行这种处理的前提是调节变量为定类变量，不管该定类变量是取两个值还是取更多的值，多组分析都能够轻易地容纳两个或多个群组。然而，当调节变量并非一个离散变量时，就产生了如何进行建模的问题。下面我们就来解答这一问题。

假设我们现在只需对 $X \rightarrow Y$ 进行建模。如果我们提出这样一个问题："这一关系是调节性的吗？"我们就会引入一个调节变量的主效应（这是出于统计控制的原因）和交互效应，于是一共引入了两个新路径：$Mod \rightarrow Y$ 和 $\{X * Mod\} \rightarrow Y$。

在完整的中介作用情形下，我们的处理过程与前面类似。即，如果调节性的中介作用中的调节变量是连续型的，我们就引入 $Mod \rightarrow Y$ 和 $\{X * Mod\} \rightarrow Y$，$Mod \rightarrow M$ 和 $\{X * Mod\} \rightarrow M$ 以及 $\{M * Mod\} \rightarrow Y$。该模型如图 5.3 所示。

图 5.3 与图 5.1 有部分类似，但两者不应被混淆。在图 5.1 中（即中介性的调节作用），所有的主效应和交互效应都

被纳入模型，但中介分析只关注“通常的”三个参数，即 a、b、c。在图 5.3 中，项目更多，并且它们几乎都只是被用来实现统计控制的。图中突出显示的路径 a、b、c 是我们所关注的，但对它们的解释会稍微复杂一些。

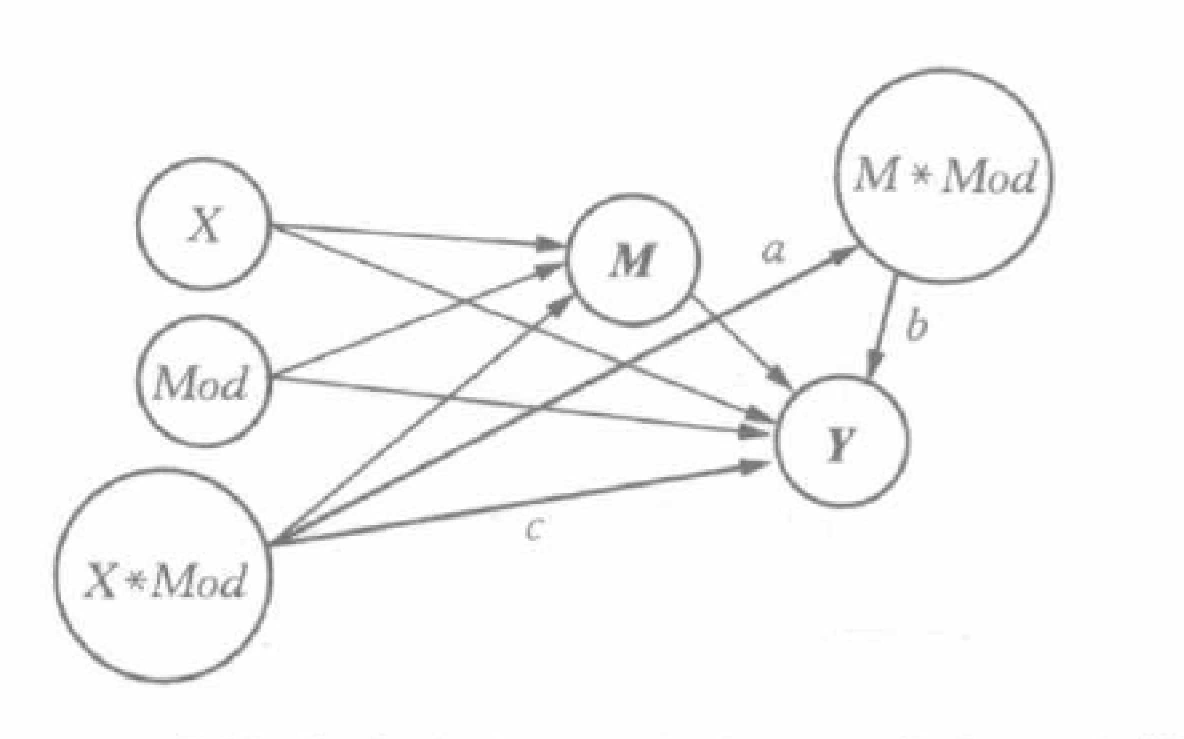


图 5.3　调节性的中介作用：连续型调节变量的情形

假设上述模型中的调节变量是外向性的一个测量，较高的数值表示受访者更加外向。当路径 $X \rightarrow M$ 对个性外向的人来说更强时，系数 a 会为正；当路径 $M \rightarrow Y$ 对个性外向的人来说更强时，系数 b 也会为正；当路径 $X \rightarrow Y$ 对个性外向的人来说更强时，系数 c 也会为正。路径系数 a、b、c 的强度仍然可以用方程2.4 中的 z 检验来比较。

显然，这一分析技术包含了对一个只有两种取值的调节变量的建模，对后一种情况的分析应该（大体上）类似于前面讨论过的多组分析。假设根据外向性测量的中位值将样本一分为二（就使原来的连续型调节变量转化成了一个二元取值变量），将内向的人编码为 0，将外向的人编码为 1。在这种情形下，如果对个性外向的人来说有路径 $X \rightarrow M$，那么系数 a 就是正的；如果对个性外向的人来说有路径 $M \rightarrow Y$，那么系数 b 也是正的；如果对个性外向的人来说有路径 $X \rightarrow Y$，那么系数 c 也是正的。编码（0/1）规则可以反过来，如果这么做

的话，这种再分析就等于是从个性内向的人的视角对数据进行了互补性的解读。

请注意，我们有足够的自由度来估计这一模型。模型中有六个概念建构，所以，15 个协方差为估计八个路径提供了足够的信息。

第 3 节 | 定类变量

用来检验中介结构的传统方法和 SEM 方法可以很好地处理连续型变量(即使是以五分或七分法测量的变量)。然而,社会科学中的许多重要变量都越来越多地在本质上是离散的或定类的(例如,是/否)。在本节中,我们会阐释如何在中介作用研究中处理定类变量。

例如,在行为决定理论(或者判断和决定过程)中,一名研究者可能对如下问题感兴趣:一种人格特征——如风险偏好(X)——是否通过当前的生活评估(M)影响了参与极限运动的决定(Y)(这里 Y 是定类变量)? 或者,专家意见(X)是否通过品牌选择(M)影响了顾客满意度(Y)(这里 M 是定类变量)? 同样,政治意识(X)可能是连续型的,政党归属(M)是离散型的,对总统某项行动的态度(Y)是连续型的(Winship & Mare, 1983)。

有时,信息本来就是定类的,例如性别或种族。有时,连续型信息被进行归类处理,例如,将家庭收入转化为三个或四个阶级以反映社会经济地位,或者是根据测量受访者某些特征的量表得分中位值将样本一分为二等。[27]

在中介分析中,如果 X 是定类变量,则问题不是很大——路径 $X \to M$ 和 $X \to Y$ 可以通过结构方程模型中的虚

拟变量来进行估计。然而，当中介变量 M 或因变量 Y 是定类变量时，会带来较大的挑战。我们首先提出问题所在，然后提供解决方案。

定类变量的问题实质

我们首先考虑一个经典的情形，即将潜在的连续变量作为定类变量处理会导致“信息损失”，其结果是，涉及该定类变量的经验关系的强度被减弱了。表 5.1 包括了八个反映中介作用的结构方程模型的结果。我们生成了含有 10000 个观察个案的数据，并使其显示出 25%的中介作用。[28] 第一行，即模型 A，将三个变量 X、M 和 Y 都处理成其原有的连续型形式，因此，其结果在本质上反映了数据的真实情况，而我们将会用其他的数据处理方式与其进行比较。

表 5.1 将连续变量 X、M、Y 处理为二元取值变量

模型	X	M	Y	a $X \to M$	c $X \to Y$	b $M \to Y$	$ab/(ab+c)$	R_M^2	R_Y^2
A	连续	连续	连续	0.321	0.298	0.309	0.250	0.103	0.244
B	连续	连续	定类	0.321	0.248	0.249	0.244	0.103	0.163
C	连续	定类	连续	0.252	0.338	0.237	0.150	0.064	0.210
D	连续	定类	定类	0.252	0.276	0.206	0.158	0.064	0.148
E	定类	连续	连续	0.263	0.230	0.345	0.283	0.069	0.214
F	定类	连续	定类	0.263	0.192	0.278	0.276	0.069	0.142
G	定类	定类	连续	0.202	0.267	0.268	0.169	0.041	0.172
H	定类	定类	定类	0.202	0.218	0.232	0.177	0.041	0.122

在表格的其他部分，即模型 B 至模型 H，每一个变量都被注明在建模时是使用了原有的连续型形式，还是将其处理为定类变量，即用通常的中位值划分法将其转化为一个二元

取值变量。对各个模型的比较只列出了值得注意的那些结果，但正如表格所示，这些比较结果并无令人惊异之处。

比较标记为“a”的那一列中的数字，它表示的是路径 $X \to M$ 的参数估计值。当 Y，即没有包括在该路径中的变量，被处理为定类变量时（即模型 B），路径 $X \to M$ 的系数并不受到影响（与模型 A 相比较）。但当 M 被处理为定类变量时（即模型 C 和模型 D），或者当 X 被处理为定类变量时（即模型 E 和模型 F），该估计值变小了。当 M 和 X 都被处理为二元取值变量时（即模型 G 和模型 H），与使用原有的连续型形式的模型相比，该估计值进一步变小。在对应于路径 $X \to Y$ 或 $M \to Y$ 的列中，有类似的观察（例如，对路径 $X \to Y$ 来说，将模型 A 分别与模型 B、模型 E 和模型 F 进行比较；对路径 $M \to Y$ 来说，将模型 A 分别与模型 B、模型 C 和模型 D 进行比较）。[29]

另一种思考“信息损失”的方式是一个二元取值变量（本来就是二元取值或者本来是连续的但后来被转换成二元取值）的方差变小了（例如，极端的情况是 $\sigma_X^2 = 0$）。因此，它作为预测变量来解释某一因变量变异的潜力就变小了。

表 5.1 的中介模型还可以有另外一种不同的观察方式。假如比较的关系多于一个，则当一个路径减弱时，总效应似乎会使另一条路径有所强化。例如，在标记为“c”的那一列中，当中介变量 M 被处理为定类变量时，对路径 $X \to Y$ 的估计相对变强了（比较模型 A 和模型 C）。在 M 上的信息损失削弱了 M 与其他变量之间的关系（具体来说，是 $X \to M$ 和 $M \to Y$），但却有效地强化了除 M 之外的变量之间的关系（特别是 $X \to Y$）。同样，在第三列中，当 X 被处理为定类变量时，

路径 $M \rightarrow Y$ 被强化了(比较模型 A 和模型 E)。这些结果虽然是“正确的”,但它们应该提醒了研究者,对一个变量的处理方式明显会影响到(数据中的)变化是直接从 X 到 Y 还是通过 M 间接发生的这一结论。

假如一名研究者希望得出这样的结果,即中介路径是如此之弱,以至于应该将概念图示看做是直接的(即 $X \rightarrow Y$ 支配了 $X \rightarrow M \rightarrow Y$),那么他/她只需简单地将中介变量 M 进行定类处理,就能为这种说法提供经验依据。相反,持中介作用假设的研究者可以将 X 处理为离散变量,就像有些研究者用实验中的操控因素或者将群组作为自变量一样。当然,对数据进行这种处理会掩盖潜在的真实效应并产生误导性的结果。因此,这反而提出了一种道德上的要求,即试图支持某种直接效应的研究者可能需要确定中介变量 M 是连续的而不是离散的,而支持某种中介路径的研究者需要确定 X 是连续变量。至少这些研究者应该设定更高、更保守的准则来确保中介作用统计量是清楚明确的。

上述阐释的目的并不是批评将连续变量处理为定类变量来使用的做法。有时候,研究者就只能获得分类信息;有时候,研究者在进行某项理论验证时,只需要在逻辑上对几组分类数据进行比较;有时候,连续型的测量看起来太过精确,因此反而具有误导性,如此等等。研究者必须使用他们已有的变量既有形式,或者是适合于他们的总体理论目标的变量形式。[30]上述阐释的目的是要再次提醒研究者反对这样一种倾向,即将相关性数据(以及由抽样、测量误差、样本截断等原因而造成的有误数据)过于急切地解释为一种因果关系链的证据。

解决定类变量的问题

在本节中，我们将探索SEM方法中与定类数据有关的一些技术思想。接下来会作具体阐述，但之后我们会用一些较简单的技术来进行总结，这会使那些不擅长技术的读者感到宽慰。

这类困境的一种解决方法是在中介分析中对三个变量进行类似的处理，即全部是连续变量或者全部是定类变量。这样一来，它们在测量方式上的不同就不会导致在对直接路径和中介路径的相对强度下结论时出现虚假证据。我们已经知道如何通过SEM来处理三个连续变量。如果三个变量都是定类变量，那么对数线性模型就是合适的。logit模型之所以是合适的，是因为对中介作用的探索是一项预测性的工作，即我们感兴趣的是对因变量的预测（Menard，1995）。但是，将SEM对联立方程进行建模的逻辑转移至logit或对数线性模型的分析情境并不简单。让我们来看一下究竟存在什么问题。

若要研究预测变量（如 X 和 M）对一个二元取值因变量 Y 的影响效应，则我们会问："对于一个给定了 X 和 M 任意取值组合的观察个案来说，它的 Y 值取1而不是0的可能性有多大（1通常表示我们感兴趣的行为的出现）？"具体来说就是，当给定了 X 和 M 的特定取值后，$Y=1$ 相对于 $Y=0$ 的发生比是多少？对这些发生比以比率的形式进行比较，就得到了"比值比"，即 $P(Y=1)/(1-P(Y=1))$。相乘项总是比相加项更令人费解，因此，如果我们（对发生比）取自然对数，得到所谓的logit：

$$\text{logit}(Y) = \ln(\text{odds}) = \ln\left[\frac{P(Y=1)}{1-P(Y=1)}\right] \quad [5.1]$$

就可以将模型写为预测变量的一个函数，而这个函数具有大家所熟悉的线性形式：

$$\text{logit}(Y) = \beta_0 + \beta_X X + \beta_M M \quad [5.2]$$

拟合这个 logit 模型会得到拟合统计量以及与路径 $X \rightarrow Y$ 和 $M \rightarrow Y$ 相应的参数估计。

X 和 M 之间的关系实际上也被包括在这个模型中，只是没有明确地写出来（正如方程 2.3 一样）。与中介分析的回归方法一样，另一个模型 $\text{logit}(M) = \beta_0 + \beta_X X$ 需要单独被拟合，以明确地分解出 $X \rightarrow M$ 这一路径。例如，Knoke 和 Burke(1980:43)描述了一个多方程方法用于对离散数据拟合因果关系模型，这种模型拟合是一波接一波地进行的，例如，在我们的中介分析应用中，先是 $X \rightarrow M$，再是 $M \rightarrow Y$。尽管这两个模型都是在相同的统计框架（即 logit）中拟合的，但其结果并没有被放置在一起，因为得出的“路径系数”无法被轻易地整合和解释（就像 SEM 中的 $a \times b$ 这一间接路径的情形）。Fienberg(1981)阐释了一个类似的例子，其中，成批的前兆变量被放入之后的分析阶段中，它们一起预测了终极内生变量。他对“路径系数”的解释持保守态度，建议研究者只报告其方向而不报告其估计值。[31] 然而，如果我们倒转 logit 方程的原有形式为：

$$\text{logit}(Y) = \ln\left[\frac{P(Y=1)}{1-P(Y=1)} = \beta_X X + \beta_M M\right]$$

以求解如下公式：

$$P(Y=1)=\frac{e^{\beta_X X+\beta_M M}}{1+e^{\beta_X X+\beta_M M}}$$

并假设路径 $X\to M$ 和 $M\to Y$ 相互独立以取它们各自概率的乘积(就像在 SEM 中计算 $a\times b$ 一样)——称其为 p_m(即中介作用的概率),我们就可以通过一个标准的 z 检验来比较这一概率与数据沿直接路径 p_d 变化的概率:

$$z=\frac{p_d-p_m}{\sqrt{\frac{p_d(1-p_d)}{n_d}+\frac{p_m(1-p_m)}{n_m}}}$$

虽然定类数据的因果关系模型可以按顺序依次拟合(就像旧式的回归方法那样),但这样做会使我们回到拟合多个模型的情形,而这种统计分析是次优的。关于这一点,我们在前面已经讨论过。

Collins、Graham 和 Flaherty(1998)对含有二元取值变量的数据采取了一个不同的方法来分析中介作用链。他们构建了一个从 X 到 M 到 Y 的判定树,每一个点上所做的选择在概率上决定了它在哪一个点上终结。这种概念图示看似特别适合中介变量为二元取值的情况。如果我们将中介作用看做由下列连接构成:先是 $X\to M$(是)或 $X\to M$(否),然后是 M(是)$\to Y$(是)或 M(是)$\to Y$(否)以及 M(否)$\to Y$(是)或 M(否)$\to Y$(否)。由此我们就得到一个判定树,它从 X 开始,首先在 M 上分叉(是或否),然后再一次在 Y 上分叉(是或否),如此则产生了四种终点状态:

1. $X\to M$(是)$\to Y$(是)
2. $X\to M$(是)$\to Y$(否)
3. $X\to M$(否)$\to Y$(是)
4. $X\to M$(否)$\to Y$(否)

[5.3]

如何拟合这四种状态是个问题，因为这不同于二项 logit 模型中只有两种状态的情况。然而，我们对这四种状态的兴趣并非完全相同。状态 1 代表了中介作用和间接路径；状态 3 表示的是从 X 到 Y 这一直接路径；状态 2 无关紧要（中介作用的其中一个路径得到支持，但另一个却并未得到支持）；状态 4 也没有什么意义（直接和间接作用都不明显）。因此，虽然乍看之下四种状态会要求更复杂的建模，但其实只有两种状态有意义——状态 1 和状态 3。logit 模型可以轻易地对这两种状态进行建模，将状态 2 和状态 4 排除在外（当成缺失数据丢弃）即可。logit 模型所得到的参数表示了间接路径相对于直接路径的"发生比"。一个显著为正的 β_X 意味着中介作用得到支持；若估计值显著为负，则意味着直接路径得到支持；对一个不显著参数的一种解释则是存在部分中介作用。遗憾的是，对不显著结果总存在另一种解释，即缺少统计效力。

对所有四种状态的建模感兴趣的研究者可以运行一个多项 logit 模型，也就是针对含两个以上类别的因变量的 logit 模型。例如，想像一个因变量有三种选择（这可以简单地延伸至我们所说的四种状态）：A、B、C。多项 logit 模型用一组预测变量"x"来对成组的类别进行建模。为了在概念上得到简化，经常是对相邻的一组类别进行建模，它们之间的关系为（参见 Long，1997：150）：

$$\ln\left[\frac{P(A \mid x)}{P(B \mid x)}\right]+\ln\left[\frac{P(B \mid x)}{P(C \mid x)}\right]=\ln\left[\frac{P(A \mid x)}{P(C \mid x)}\right]$$

我们可以将状态 1 到状态 4 作为 X 的一个函数来建模（M 在创建四种状态时已经被包括在内了）。

不管是对我们讨论的还是其他的统计建模方法来说，中介作用的探究最终仍然是化简为直接路径和间接路径的强度比较。Winship 和 Mare(1983：83—84)根据 SEM 的方程(方程 3.20) $\hat{Y} = \Gamma X + BY + \Psi$，即：

$$\begin{bmatrix} \hat{M} \\ \hat{Y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_{MX} \\ \gamma_{YX} \end{bmatrix} [X] + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \beta_{YM} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} M \\ Y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Psi_M \\ \Psi_Y \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \gamma_{MX} X + \Psi_M \\ \gamma_{YX} X + \beta_{YM} M + \Psi_Y \end{bmatrix}$$

将 X 对 Y 的总影响效应分解为两个核心部分：X 对 Y 的直接作用与 X 通过 M 对 Y 的间接作用。当 Y 是连续变量时，我们知道这一总的影响效应是 $c + ab$，用 SEM 的标记方法就是 $\gamma_{YX} + (\gamma_{MX} \times \beta_{YM})$。相反，如果 Y 是离散变量，则 Winship 和 Mare(1983：83—84)从下面的这一基本原则开始：

$$\frac{dY}{dX} = \frac{\partial Y}{\partial X} + \frac{\partial Y}{\partial M}\frac{dM}{dX}$$

在给定 X 对 $Y = 1$ 的概率的期望效应下(假设因变量只有两种取值)代入 logit：

$$\frac{dp(Y=1)}{dX} = \frac{\gamma_{YX} e(\gamma_{YX} X + \beta_{YM} M)}{[1 + e(\gamma_{YX} X + \beta_{YM} M)]^2} + \frac{\beta_{YM}\gamma_{MX} e(\gamma_{YX} X + \beta_{YM} M)}{[1 + e(\gamma_{YX} X + \beta_{YM} M)]^2}$$

$$= \gamma_{YX} p_Y (1 - p_Y) + \beta_{YM}\gamma_{MX} p_Y (1 - p_Y) \qquad [5.4]$$

其中，$p_Y = p(Y = 1)$ (当 Y 本来是连续的但却用一个离散指标来测量时，情况会稍微复杂一些)，并且需要在 Y 的各个值上来衡量。然而，既然方程 5.4 右边的两部分都出现了 $p_Y(1 - p_Y)$，那么探究的焦点仍然是对 γ_{YX} 和 $\beta_{YM}\gamma_{MX}$ 相对大小的检验。

理解了这些问题之后，研究者又该怎么办呢？或许有一个简单的解决方案。对三个变量拟合一个包括了所有二维效应的对数线性模型，可以实现对路径 $X \to Y$ 和 $M \to Y$（正如方程 5.2 中的 logit 模型所做的那样）以及路径 $X \to M$ 的估计和检验。这一模型是这样的：

$$\ln(f_{xmy}) = \beta_0 + \beta_X + \beta_M + \beta_Y + \beta_{MX} + \beta_{YX} + \beta_{YM} \quad [5.5]$$

该模型会生成拟合统计量，并给出 β_{MX}、β_{YX}、β_{YM} 的估计值。[32]

针对表 5.1 中的定类数据，对数线性模型给出的估计值见表 5.2。[33]独立卡方具有叠加性，因此，中介连接相对于直接路径的大小可以用下面的方程来近似地检验：

$$(X^2_{MX} + X^2_{YM}) - X^2_{YX} = \Delta X^2_{due\text{-}to\text{-}mediation} \sim \chi^2_1$$

在这组数据中，$\Delta X^2_{due\text{-}to\text{-}mediation} = (191.57 + 540.09) - 482.98 = 248.68$，具有统计显著性，$p < 0.05$（$\chi^2_{1;\,0.05} = 3.841$），这意味着部分中介作用得到支持（某些变化是直接的，因为 $X \to Y$ 这一连接显著）。

表 5.2　表 5.1 中 X、M 和 Y 均为定类变量的对数线性参数估计

模型参数	估计值	X^2
β_{XM}	0.296	191.57
β_{XY}	0.471	482.98
β_{MY}	0.493	540.09

注：每一个 χ^2 都显著，$p < 0.0001$。

其他技术在文献中也有所探讨。其中，最具包容性的技术或许是使用了多分格相关的分析框架（适用于定序变量），由 Muthén（1984）提出。他的这一技术在方法上相当灵敏，

有助于决定类别数量的阀值，但要求样本规模较大。其他技术发展的初步结果表明，一种可能有效的方法是拟合一个对数线性模型并倒转其估计参数的协方差矩阵（Kupek，2005），再将其输入结构方程模型。

上述解决方案都是针对三个离散变量提出的。还有一个问题就是，当 X、M 和 Y 在测量形式上互不相同时（即其中的一个或两个变量是连续的，另外两个或另外一个变量是离散的），该如何解决？logistic 回归是 logit 模型的一个延伸，也是针对离散型因变量的，但却允许加入连续型或离散型的预测变量。因此，logistic 回归能够将离散型的 M 或 Y 建模为混合型预测变量的一个函数，但问题是，不同模型之间的整合很困难，即使都是 logistic 模型。更糟糕的是，如果一个内生变量是连续的（要求一个一般意义上的线性模型），而另一个是离散的（要求一个 logit 模型或 logistic 回归），那么它们之间是不可比的，因为对路径的估计会通过相当不同的方法来实现，包括使用不同前提的技术和以不同的测量尺度为基础来估计参数（即线性与发生比的对数比较）。这种问题甚至也不能用由不同阶段的方程所组成的混合模型来解决，例如层级嵌套模型，因为线性（或 logit）函数的输出结果会作为 logit（或线性）函数的输入条件。[34]

如前所述，对定类变量的主要考虑或担心是其固有的“信息损失”问题。这种信息损失已经被证明会导致对因子载荷（对定类变量而言）的低估和对卡方值的高估（DiStefano，2002；Schumacker & Beyerlein，2000）。请注意，这两种结果都在统计上犯了保守性的错误。一些模拟结果显示，基于定类变量与基于连续变量的结果具有相似性，除非是在二

元取值变量的分布向相反的方向倾斜这种极端情形下(Ethington, 1987)。

使用定类数据的研究者的底线是,如果所有变量都是定类的,就可以按照方程 5.5 拟合一个对数线性模型。一般来说,如果 X、M 和 Y 是任意一种定类变量与连续变量的混合,则 SEM 看似为首选的解决方法(用虚拟变量来表示定类变量),正如我们之前所演示的那样。SEM 或许会损失某些关系,但它至少是一个保守的统计方法,它允许连续变量和离散变量的混合(在这一点上与 logistic 回归相同,但它还可以进一步与其他模型进行比较,而不需要在 SEM 和 logit 模型之间来回转换)。

第4节 | 纵向数据

研究者有时希望用重复测量或同一组个体数据来估计中介模型。目前，已经有一些方法来应对这一新的考虑（参见 Cole & Maxwell，2003；Judd，Kenny & McClelland，2001），但重复测量数据也可以被轻易地纳入结构方程模型。

图 5.4 显示了重复测量数据的实质——对 X、M 和 Y 的测量在时点 1 和时点 2 上分别获得，研究者据此探究通常的结构参数，即估计 $X_1 \rightarrow M_1 \rightarrow Y_1$、$X_1 \rightarrow Y_1$、$X_2 \rightarrow M_2 \rightarrow Y_2$、$X_2 \rightarrow Y_2$。新的复杂性在于，对数据收集于同一组个体这一本质性特征来说，需要处理误差的结构性相关。具体而言，测量误差被允许在 X_1 和 X_2 之间相关，即 $\theta_{\delta(X_1,X_2)}$ 现在需要估计而非设定为 0。同样，M_1 和 M_2 以及 Y_1 和 Y_2 的测量误差也是如此，即 $\theta_{\varepsilon(M_1,M_2)}$ 和 $\theta_{\varepsilon(Y_1,Y_2)}$ 现在需要估计而非设定为 0。这些具有相关性的误差作为参数被估计出来（其方差也要估计，以使协方差可变并且可被估计）。

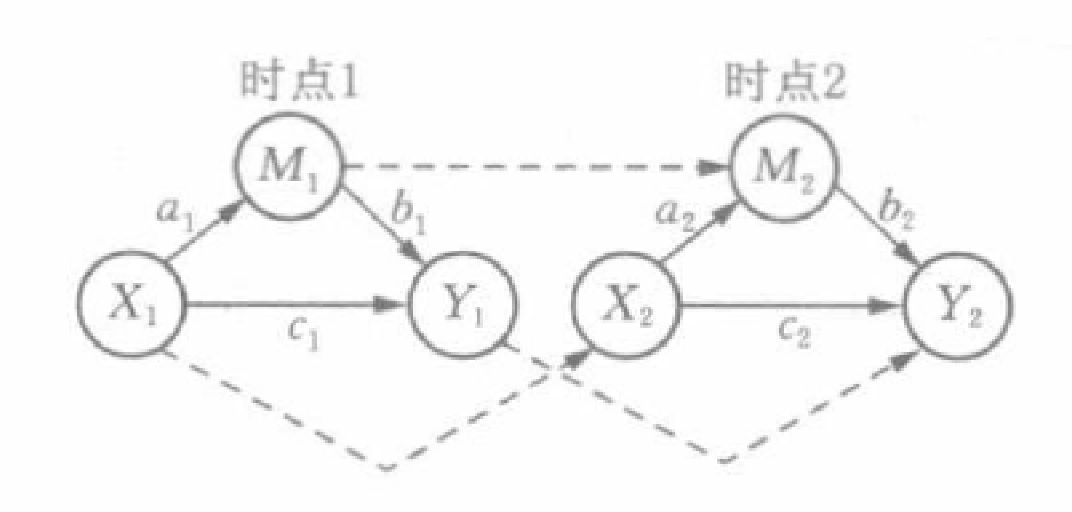


图 5.4 重复测量下的中介作用

拟合如图 5.4 所示的模型的 LISREL 语句如下：

```
Title: mediation among X, Y, Z at times 1&2, and correlated errors
between like terms.
da ni = 6 no = 100 ma = cm
la
x1 m1 y1 x2 m2 y2
cm sy
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
se
 m1 y1 m2 y2 x1 x2
mo ny = 4 ne = 4 nx = 2 nk = 2 lx = fu, fr td = fu, fr ly = fu, fr te = fu,
fr be = fu, fr ga = fu, fr
pa ga
1 0
1 0
0 1
0 1
pa be
0 0 0 0
1 0 0 0
0 0 0 0
0 0 1 0
```

```
pa lx
0 0
0 0
pa td
1 1
1 1
pa ly
1 0 1 0
0 1 0 1
1 0 1 0
0 1 0 1
pa te
0 0 0 0
0 0 0 0
0 0 0 0
0 0 0 0
va 1.0 lx(1, 1) lx(2, 2) ly(1, 1) ly(2, 2) ly(3, 3) ly(4, 4)
out me = ml rs ef
```

估计出来的参数捕捉了同样的概念建构在不同时间点上进行测量时，测量误差之间的相关性，这对我们来说可能是值得关注的，并且其本身确实有研究价值。例如，这些相关性都接近于0就可能意味着样本中的受访者没有刻意使他们的回答在不同的时间点上具有一致性，或者可能表示时点1上的测量经历对时点2上的测量影响很小，如此等等。典型的情形是，这些估计并不是我们主要的研究兴趣所在，相反，它们被纳入模型只是为了使结构路径系数的估计更准

确，而后者才真正具有更大的理论意义。

对于结构系数来说，研究者可以用方程 2.4 中的 z 检验同时在时点 1 和时点 2 上对直接路径和间接路径进行比较。此外，还可以使用该方程来量化比较时点 1 和时点 2 上的直接路径。同样，研究者也可以比较两个时间点上的间接路径。然后，研究者会总结得出中介作用的程度是随时间变强了还是变弱了。如果比较不同时间点上的路径系数的 z 检验不显著，就表示中介结构可能没有发生变化，或者是样本规模太小以至于无法探测到某种变化。

第6章

结　论

中介分析并非总是必须的。许多具有解释意义的过程都可以从它们所导致的结果中推导出来。如果要进行中介分析,就必须有一个坚实的理论基础,因为相关性数据与得出因果关系结论这一目标之间的关系会掺杂着某种模糊性。如果理论基础足够强,研究者就能够对替代性的模型进行实证检验并提出反对意见。例如,在这些替代性的模型中,变量的角色被交换了或者因果作用的方向被倒转了。

如果要检验中介作用,可以按表 6.1 所给出的步骤进行。这里,我们也简要地对这些步骤进行一些归纳。用结构方程模型拟合一个模型,在这种建模过程中,直接路径和间接路径被同时拟合,目的是在排除了其他影响效应的情况下对每一个影响效应进行估计。当 $X \rightarrow M$ 和 $M \rightarrow Y$ 两个路径系数都显著时,就意味着存在某种程度的中介作用。如果两个路径中有一个不显著(当然也包括两个都不显著这种情况),分析就此停止,并得出不存在中介作用这一结论。

如果显示出某种程度的中介作用(即间接路径的两段都显著),并且中介路径的强度大于直接路径,则 z 检验(方程 2.4)将是显著的。如果 z 检验显著并且直接路径 $X \rightarrow Y$ 不显著,则中介作用是完全的。如果 z 检验和直接路径 $X \rightarrow Y$ 都

表 6.1 用结构方程模型检验中介作用的步骤摘要

1. 为了检验中介作用，用结构方程模型拟合一个模型，使直接路径和间接路径被同时拟合，目的是在排除了或统计上控制了其他影响效应的同时来估计这两个效应。
   a. 当 $X \to M$ 和 $M \to Y$ 的系数都显著时，意味着存在"一些"中介效应。
   b. 如果两个路径中的任意一个不显著（或者两个都不显著），就不存在中介作用，研究者应该就此停止。
2. 计算 z 值以明确检验间接（中介）路径与直接路径的相对大小。各种结论如下：
   a. 如果 z 检验显著，但直接路径 $X \to Y$ 不显著，则中介作用是完全的。
   b. 如果 z 检验和直接路径 $X \to Y$ 都显著，则中介作用是部分的（并且，由 X 所解释的 Y 的变化中，有较大一部分是通过间接路径而非直接路径实现的）。
   c. 如果 z 检验不显著，但直接路径 $X \to Y$ 显著（记住间接的中介路径 $X \to M$、$M \to Y$ 是显著的，否则我们就停止分析了），则存在一个直接作用和部分的中介作用（并且，间接路径和直接路径的大小在统计上是相当的）。
   d. 如果 z 检验和直接路径 $X \to Y$ 都不显著，则不存在一个直接作用但存在部分的中介作用（并且间接路径和直接路径的大小在统计上是相当的）。
3. 研究者可以报告的结果：
   a. 给出路径系数 a、b、c 的估计值（参数估计和标准误）以及方程 2.4 中的 z 检验。
   b. 报告 SEM 软件包为"间接效应"提供的估计值以及"直接效应"或"总效应"的估计值。
   c. 如果研究者想作出分类性的陈述，他/她可以总结说（根据结果）中介作用是"不存在的"、"部分的"或是"完全的"。
4. 理想的情形是，每一个概念建构都应该用三个或更多的指标变量来测量。
5. 核心的三变量中介关系在结构上应该是一个更大的分析网的一部分，该分析网至少容纳了一个额外的概念建构，并将其作为 X 的一个原因或作为 X、M 或 Y 的一个结果。
6. 研究者应该承认，有可能存在竞争性的模型，并且要检验几种可能的情形，例如 $M \to X \to Y$，至少要检验 $Y \to M \to X$。理想的情形是加入 Q 来拟合这些竞争性的模型，目的是得到具备诊断性的拟合统计量。然而，即使只有 X、M 和 Y 三个变量，研究者也应该尝试替代性的模型，并且应该能够争辩说，替代性模型中的不同的参数估计比他们中意的模型差。

显著，则中介作用是部分的（并且，由 X 所解释的 Y 的变化中，有较大一部分是通过间接路径而非直接路径实现的）。

如果 z 检验不显著，但直接路径 $X \to Y$ 显著，则存在一个直接作用和部分的中介作用（并且，间接路径和直接路径的大小在统计上是相当的）。如果 z 检验和直接路径 $X \to Y$ 都不显著，则不存在一个直接作用但存在部分的中介作用（并且，间接路径和直接路径的大小在统计上是相当的）。[35]

理想的情形是，每一个概念建构都应该用三个或更多的指标变量来测量（Bagozzi & Baumgartner, 1994）。此外，在理想状态下，中介作用应该嵌入一个更大的分析网中，该分析网至少容纳了一个额外的概念建构，并将其作为 X 的一个原因或作为 X、M 或 Y 的一个结果。

附 录

以下是拟合 SEM 中介模型的 SAS、EQS、AMOS 命令。

SAS (http://support. sas. com/onlinedoc/913/docMainpage. jsp)

```
proc calis data = mine cov modification primat toteff;
* basic mediation;
var x m y; ram
1 3 2 betamy,
1 3 1 gamxy,
1 2 1 gamxm,
2 1 1 phix,
2 2 2 psim,
2 3 3 psiy; run;

proc calis data = mine cov modification primat toteff;
* mediation with measures: 3 x vars, 3 mediator measures, 2 y measures;
var xl x2 x3 ml m2 m3 y 1 y2; ram
1 1 9 lambxl, 1 2 9 lambx2, l 3 9 Iambx3, 1 4 10 lambml, 1 5 10 1ambm2,
1 6 10 lambm 3, l 7 11 lambyl, 1 8 11 lamdy2, 2 1 1 tdxl, 2 2 2 tdx2,
```

```
2 3 3 tdx3,
    2 4 4 tem1, 2 5 5 tem2, 2 6 6 tem3, 2 7 7 tey1, 2 8 8 tey2,
    1 11 10 betamy,
    1 11 9 gamxy,
    1 10 9 gamxm,
    2 9 9 phix,
    2 10 10 psim,
    2 11 11 psiy; run;

    proc calis data=mine cov modification primat toteff;
    *4 vars, add q->x;
    var x m y q; ram
    1 3 2 betamy,
    1 3 1 gamxy,
    1 2 1 gamxm,
    1 1 4 newlink,
    2 1 1 phix, 2 4 4 phiq, 2 1 4 phixq,
    2 2 2 psim,
    2 3 3 psiy; run;

    proc calis data=mine cov modification primat toteff;
    *longer chain, x->m1->m2->y;
    var x m1 m2 y; ram
    1 4 3 betam2y, 1 3 2 bm1m2,
    14 1 gamxy,
    12 1 gamxm1,
    2 1 1 phix,
    2 2 2 psim1, 2 3 3 psim2
```

```
2 4 4 psiy; run;

proc calis data = mine cov modification primat toteff;
*add interaction term;
var xl x2 x1x2 m y; ram
1 3 2 betamy,
1 4 1 gamx1m, 1 4 2 gamx2m, 1 4 3 gamintm,
1 5 1 gamx1y, 1 5 2 gamx2y, 1 5 3 gaminty,
2 1 1 phix,
2 2 2 psim,
2 3 3 psiy; run;

proc calis data = mine cov modification primat toteff;
*longitudinal, allow autocorrelations;
var xl ml yl x2 m2 y2; ram
1 3 2 betamy1, 1 6 5 betamy2,
1 2 1 gamxm1, 1 5 4 gamxm2,
1 3 1 gamxy1, 1 6 4 gamxy2,
2 1 4 timex, 2 2 5 timem, 2 3 6 timey,
2 1 1 phix,
2 2 2 psim1,
2 3 3 psiyl, 2 4 4 psix2, 2 5 5 psim2, 2 6 6 psiy2; run;
```

EQS(http://www.mvsoft.com/products.htm)

```
/TITLE
My Mediation with Three Constructs, One Measure Each.
/SPECIFICATIONS
```

```
CASE = 100; VAR = 3; ME = ML; MA = COV;
/MATRIX
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
/LABELS
V1 = X; V2 = M, V3 = Y;
F1 = X; F2 = M; F3 = Y;
/EQUATIONS
F2 = *F1 + D2;
F3 = *F1 + *F2 + D3;
/VARIANCES
D2 = * ; D3 = * ; F1 = * ;
/END

/TITLE
Mediation adding the measurement model, with 3Xs, 3Ms, 2Ys.
/SPECIFICATIONS
CASE = 100; VAR = 8; ME = ML; MA = COV;
/MATRIX
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
```

```
/LABELS
V1 = X1; V2 = X2; V3 = X3; V4 = M1; V5 = M2; V6 = M3; V7 = Y1; V8 = Y2;
/EQUATIONS
F2 = *F1 + D2;
F3 = *F1 + *F2 + D3;
X1 = *F1 + E1; X2 = *F1 + E2; X3 = *F1 + E3;
M1 = *F2 + E4; M2 = *F2 + E5; M3 = *F2 + E6;
Y1 = *F3 + E7; Y2 = *F3 + E8;
/VARIANCES
D2 = *; D3 = *. F1 = *; E1 = *; E2 = *; E3 = *; E4 = *; E5 = *;
E6 = *; E7 = *; E8 = *;
/END

/TITLE
Four constructs, add q->x.
/SPECIFICATIONS
CASE = 100; VAR = 4; ME = ML; MA = COV;
MATRIX
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 1.00
/LABELS
V1 = X; V2 = M; V3 = Y; V4 = Q;
F1 = X; F2 = M; F3 = Y; F4 = Q;
/EQUATIONS
F1 = *F4 + D4;
F2 = *F1 + D2;
```

```
F3 = *F1 + *F2 + D3;
/VARIANCES
D2 = *; D3 = *; D4 = *; F1 = *;
/END

/TITLE
Longer chain, X->M1->M2->Y.
/SPECIFICATIONS
CASE = 100; VAR = 4; ME = ML; MA = COV;
/MATRIX
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 1.00
/LABELS
V1 = X; V2 = M1; V3 = M2; V4 = Y;
F1 = X; F2 = M1; F3 = M2; F4 = Y;
/EQUATIONS
F2 = *F1 + D2;
F3 = *F2 + D4;
F4 = *F1 + *F3 + D3;
/VARIANCES
D2 = *; D3 = *; D4 = *; F1 = *;
/END

/TITLE
Add interaction term.
/SPECIFICATIONS
```

```
CASE = 100; VAR = 5; ME = ML; MA = COV;
/MATRIX
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
/LABELS
V1 = X1; V2 = X2; V3 = X1X2; V4 = M; V5 = Y;
F1 = X1; F2 = X2; F3 = X1X2; F4 = M; F5 = Y;
/EQUATIONS
F4 = *F1 + *F2 + *F3 + D2;
F5 = *F1 + *F2 + *F3 + *F4 + D3;
/VARIANCES
D2 = *; D3 = *; F1 = *; F2 = *;
/END

/TITLE
Longitudinal, as in Figure 5.4.
/SPECIFICATIONS
CASE = 100; VAR = 6; ME = ML; MA = COV;
/MATRIX
1.00
0.30 1.00
0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
0.30 0.30 0.30 0.30 0.30 1.00
```

```
/LABELS
V1 = X1; V2 = M1; V3 = Y1; V4 = X2; V5 = M2; V6 = Y2;
F1 = X1; F2 = M1; F3 = Y1; F4 = X2; F5 = M2; F6 = Y2;
/EQUATIONS
F2 = *F1 + D2;
F3 = *F1 + *F2 + D3;
F5 = *F4 + *F2 + D4;
F6 = *F4 + *F5 + *F3 + D5;
F4 = *F1 + D6;
/VARIANCES
D2 = *; D3 = *; D4 = *; D5 = *; F1 = *;
/END
```

AMOS(spss.com/amos)

对大多数人来说,使用 AMOS 软件的好处是它提供了图像化的界面。因此,写出命令在这里反而是多余的。但下面还是给出了拟合基本中介作用的语句:

```
Sub Main
  Dim Sem as New AmosEngine
  'Input File for My Mediation'
  SEM.BeginGroup "C:Myfile.nam"
  Sem.Structure"Y<--M"
  Sem.Structure "Y<--X"
  Sem.Structure "M<--X"
End Sub
```

对于本书所展示的其他模型，在输入数据之后，可使用画图工具绘制出概念建构和变量以及它们之间的连接箭头。

首先，为模拟被纳入中介分析的测量模型，AMOS 的绘图（在点击“run”之前）应该类似于图 3.1（尽管它适用于三个 X、三个 M 和两个 Y 的情况）

第二，为了模拟有四个概念建构的模型（其中 Q 是 X 的一个原因），AMOS 的绘图应该类似于图 4.2(a)。

第三，对一个较长的关系链而言，例如 $X \rightarrow M_1 \rightarrow M_2 \rightarrow Y$，除了这些箭头之外，还应该有 $X \rightarrow Y$ 这一直接连接。

第四，为了纳入一个调节变量，应该画出五个变量：X_1、X_2、X_1X_2（乘积项）、M、Y，包括所有从 X_1、X_2、X_1X_2 到 M 和 Y 的连接以及一个 $M \rightarrow Y$ 的连接。

最后，对于图 5.4 所描绘的纵向中介作用，应该有以下连线：$X_1 \rightarrow M_1$、$X_1 \rightarrow Y_1$、$M_1 \rightarrow Y_1$ 以及 $X_2 \rightarrow M_2$、$X_2 \rightarrow Y_2$、$M_2 \rightarrow Y_2$。此外，使用者必须指出自相关连接，即 $X_1 \rightarrow X_2$、$M_1 \rightarrow M_2$、$Y_1 \rightarrow Y_2$。

MPlus(http://www.statmodel.com/index.shtml)

```
TITLE:          initial three variable mediation
DATA:           FILE IS my 1.dat;
VARIABLE:       NAMES ARE x m y;
MODEL:          y ON x m;
                m ON x;


TITLE:          mediation with 3 Xs, 3 Ms, 2 Ys
DATA:           FILE IS my2.dat;
VARIABLE:       NAMES ARE x1 - x3 m1 - m3 y1 y2;
MODEL:          f1 BY x1 - x3;
```

```
                 f2 BY m1 - m3;
                 f3 BY y1 - y2;
                 y ON x m;
                 m ON x;

TITLE:           adding q as fourth construct
DATA:            FILE IS my3.dat;
VARIABLE:        NAMES ARE x m y q;
MODEL:           y ON x m;
                 m ON x;
                 x ON q;

TITLE:           longer chain, x to m1 to m2 to y
DATA:            FILE IS my4.dat;
VARIABLE:        NAMES ARE x m1 m2 y;
MODEL:           y ON x m2;
                 m2 ON m1;
                 m1 ON x;

TITLE:           including a moderator
DATA:            FILE IS my5.dat;
VARIABLE:        NAMES ARE x1 x2 x1x2 m y;
MODEL:           y ON x1 x2 x1x2 m;
                 m ON x1 x2 x1x2;

TITLE:           longitudinal
DATA:            FILE IS my6.dat;
VARIABLE:        NAMES ARE x1 m1 y1 x2 m2 y2;
```

```
MODEL:          y1 ON x1 m1;
                m1 ON x1;
                y2 ON x2 m2 y1;
                m2 ON x2 m1;
                x2 ON x1;
```

注释

[1] Spencer、Zanna 和 Fong(2005)认为，只有当测量中介变量比操控它更容易时，才可能实现。但是请注意，如果对中介变量的测量和对它的操控旨在反映同样的理论概念或建构时，应该不会有什么问题。

[2] 这并不是说研究设计绝不能存在瑕疵。但当研究设计确实有缺陷时，中介作用分析与方差分析一样会存在问题。

[3] Breckler(1990)指出，"横截面数据显然不能证明因果关系推论"，"纵向数据(为确立因果关系证据)提供了更为坚实的基础"。但即便如此，"通常还需要满足其他准则才能使因果关系结论更为稳固"(1990：269)。

[4] Davis(1985：15)曾提到，好的决定因素(例如中介作用中的 X)可以是受访者的某些"相对稳定的"特征，包括宗教信仰、职业声望、收入、居住地、政党认同取向、IQ、婚姻状况、子女数等。好的 M 或 Y 可以是那些"相对不稳定的"或易变的变量，例如幸福感指标、阅读/观看新闻媒介的习惯、品牌偏好和笼统的态度。

[5] 将对操控作用的检验或校对作为 M，看似也并不符合通常情况下人们对中介作用的理解和定义。例如，James 和 Brett(1984)这样定义中介作用："如果有概率方程 $M = f(X)$ 和 $Y = f(M)$，那么 M 就在 X 与 Y 之间的概率性关系中充当了一个中介因素，这里，X、M 和 Y 必须具有不同的本体论含义(也就是说，它们代表了不同的理论概念或潜在变量)。"(1984：310)

[6] $X \rightarrow Y$ 这一路径在直观上是吸引人的，它回答的是这一问题："Y 的方差是否有某一部分被 X 所解释？如果是，那么这种作用是直接的还是间接的？"然而，1986 年以来，这一规则开始变得有争议。批评的意见认为，中介作用应该是完全的，例如，如果 X 所引起的 Y 的变化全部通过 M(或多个 M)实现，那么直接路径不显著就是理所当然的。关于这一点的更多讨论，见 James、Mulaik 和 Brett(2007)；Kenny、Kashy 和 Bolger(1998)；Shrout 和 Bolger(2002)。

[7] Sobel(1982)的 z 检验相当重要，因为 Baron 和 Kenny(1986)的步骤(3)被广泛地误解和误用。z 检验要解决的问题是，方程 2.3 中的参数估计值 c'(即方程中有 M 时，从 X 到 Y 的直接路径的强度)是否显著地小于方程 2.2(方程中没有 M)中的 c。目标是要表明 c' 确实"显著地小于" c。许多研究者会犯这种错误——他们给出 c 的估计值和相应的 t 值及 p 值(假如，p 值是 0.05)，然后给出 c' 的类似信息(假如，p 值是 0.13)，

最后总结说“c'的显著性小于 c”。这种比较与我们所说的毫不相关。第一个参数 c 可能是显著的(即显著地大于 0),假设 $c = 0.25$,c'可能是不显著的(即与 0 之间不具有显著的差异),假设 $c' = 0.10$,但 c'可能并不显著地小于 c。z 检验就是对0.10(c')是否小于 0.25(c)的一个直接检验。

[8] Baron 和 Kenny(1986) 针对“研究总体”在分母中加了一项,使公式变成 $z = (a \times b) / \sqrt{b^2 s_a^2 + a^2 s_b^2 + s_a^2 s_b^2}$。Goodman(1960)针对“样本估计”在分母中减去一项,使公式变成 $z = (a \times b) / \sqrt{b^2 s_a^2 + a^2 s_b^2 - s_a^2 s_b^2}$。由于 s_a^2 和 s_b^2 是方差,其乘积 $s_a^2 s_b^2$ 大于 0,因此,对这两个公式来说,前一个较为保守,后一个更有效。据此,可以轻易地对选择位于两者中间的 Sobel 公式 $z = (a \times b) / \sqrt{b^2 s_a^2 + a^2 s_b^2}$ 进行合理化辩护,而且,它还是一个较好的近似值,尤其是对大样本来说。在任何情况下,参数估计值的方差(s_a^2 和 s_b^2)通常都较小(例如,0.02),因此其乘积是可以忽略的(例如,0.004——小数乘小数的值会更小)。中介作用意味着存在一个间接路径。完全的中介作用还意味着直接路径的衰减。如果同时存在一个直接路径和一个间接路径,则意味着部分的中介作用。MacKinnon 等人(2002)曾经指出,这一检验的效力会降低(也就是说,它在某种程度上过于保守),他们正在研究如何得出不对称的置信区间,以弥补该估计的不足并对其效力进行提升。

[9] 有人建议,与其将中介分析的结果归纳为这三者之一(即不存在中介作用、部分的中介作用、完全的中介作用),不如创造出一个连续型的指数来表示间接的中介路径所导致的 Y 的变化比例,即 $ab/(ab + c)$,这种方法所提供的信息会更多(Lehmann, 2001; MacKinnon, Warsi & Dwyer, 1995)。在研究者提出的有关如何正确评估中介作用的文献中,争论之一是,方程 2.1 所界定的情形(即 X 是 M 的一个显著预测变量)意味着,当 X 和 M 被一同用来预测 Y 时(即方程 2.3),它们之间总是会存在多元共线性。由于这一多元共线性的存在,某些研究者争论说,在概念上以及在统计上,将 X 对 Y 的影响效应和 M 对 Y 的影响效应通过回归权重加以分离是相当困难的,因此,应该比较模型 2.2 和模型 2.3 的拟合性指标 R^2,并对它在两个模型之间的变化进行检验(例如,Cote, 2001; Lehmann, 2001)。遗憾的是,也有一些合理的批评意见反对用 R^2 来评估模型之间的比较。更重要的是,模型在总体上解释了多少方差并不能准确地反映哪些变量关系是强的。R^2 这一信息只是对总的模式来说具有诊断性,但却过于宏观以至于不太有用。Baron 和 Kenny(1986)也对多元共线性导致在检验方程 2.3 中的系数时统计

效力有所减少表示担心。

[10] Preacher 和 Hayes(2004)尖锐地问，为何对中介作用中的间接作用的显著性检验如此之少？对于不清楚如何进行这种检验的研究者而言，MacKinnon 等人(2002)作出了一个高度综合的介绍(见他们的表 1)。

[11] 见 Mattanah、Hancock 和 Brand(2004)的著作。中介分析是如此常见，以至于它现在已成了荟萃分析的基础(例如，Shadish，1996)。

[12] 一些研究者正在探索如何使用自助法(一种不对分布作出任何假定的方法，参见 MacKinnon，Lockwood & Williams，2004)，尤其是对小样本而言(因为基于多元正态性假设的统计量具有渐进性，即适用于非常大的样本，参见 Preacher & Hayes，2006)。MacKinnon、Warsi 和 Dwyer(1995)发现，对中介效应的估计在有 50 个(或稍多一些)观察个案的样本中表现得相当好，但当使用更大的样本($n > 500$)并且自变量被转换为二元取值变量时则不然(当一个连续变量被处理为二元取值变量时，会发生经典的信息损失问题，导致检验变得更保守，这时就需要用大样本来强化数据)。

[13] 另见 www.public.asu.edu/~davidpm/ripl/mediate.htm。

[14] Baron 和 Kenny (1986)写道："一般说来，测量误差的作用是减弱相关性程度，得到的估计值与不存在测量误差的时候相比更接近于 0。例如，只有中介变量上的测量误差会导致自变量对因变量的(直接)作用被高估。"(1986:1177)相反的情形是，如果 X 和 Y 都有测量误差但 M 没有，则中介路径可能会大于直接路径。

[15] Baron 和 Kenny (1986)继续写道："解决信度问题的一般方法是对概念建构进行多种操作或使用多个测量指标……研究者可以使用多元指标这一方法，并用潜变量结构建模方法来估计中介路径。"(1986:1177)

[16] 这一结果可能会使研究者误以为回归方法至少是一种"保守的"方法。然而，随后的结果会表明回归结果是具有误导性的，而 SEM 的结果才接近于研究总体的真实参数(Iacobucci，Saldanha & Deng，2007)。这一结果是重要的，因为传统上人们认为，SEM 需要大样本才能表现得较好(例如，$n > 200$)。SEM 的缺省计算方法和最常使用的方法是最大似然法，它给出的检验统计量在解释上具有渐进性(即随着 n 的增加，对得到的 X^2 的解释会更加肯定)，因此，问题就是在实践中，n 必须多大才能得到稳定的结果。此外，小样本会在收敛上有问题，其原因与在小样本中用一大堆预测变量来进行回归时会产生杂乱结果的原因相似。该研究表明，n 不需要大到 200，相反，只要 $n = 30$ 就足够了。一般来说，该研究所检验的模型并不是非常复杂，但它们肯定涵盖了中介分析领域。

[17] 第一个下标指的是参数所在矩阵的行,第二个下标指的是列。因此,γ_{MX}代表了矩阵 Γ 的 M 行 X 列。此外,列变量/概念建构影响了行变量/概念建构,因此,γ_{MX}代表了 $X \to M$ 这一影响效应。

[18] LISREL 是这类软件包的鼻祖,其软件语句与标记方法密切相关。此外,其他 SEM 软件包的使用者通常都掌握了 LISREL 的基础工作语言以及 LISREL 与他们中意的软件包之间的转换技术。

[19] 在典型的研究情境下,研究者会尝试创建一个量表以映射某个概念建构,量表的题项与题项之间的相关性会从中等程度到较大程度不等。然而,即使是一个"差"量表,题项之间的相关性也是从较低程度到中等程度不等,把各个题项加在一起也会提高 alpha 值(它是对信度的一个典型测量)。量表也可以是多维的,由于题项之间的相关性相对较高,因此会得到高的 alpha 值,但出于简约性和内部一致性的考虑,理想的情况是使用单维量表,其题项是特别用来表示单一概念建构的。

[20] 与这个更完整的模型相比较,或许之前展示的较为简单的三变量中介模型更清楚。具体来说,情况是这样的:当三个概念建构中的每一个都只是由一个变量来测量时,根据方程 3.20,测量与概念建构之间的映射关系就简化为 $\Lambda_X = I$, $\Lambda_Y = 1$, $\Theta_\delta = 0$, $\Theta_\varepsilon = 0$(实质上就是假设每一个概念建构在用其指示变量来测量时不存在误差)。大多数中介分析报告都做了这些假设,这有效地将一个本来更大的结构方程模型简化成了一个所谓的路径模型,后者仅仅包含结构模型(而不包含测量模型)。对三变量中介模型而言,方程 3.22 和方程 3.23 就变成了 $Y = I\eta + 0 = \eta$, $X = I\xi + 0 = \xi$, 因此完整模型 3.21 就从 $\eta = \Gamma\xi + B\eta + \Psi$ 简化为 $Y = \Gamma X + BY = \Psi$。

[21] 正是"恰好识别"这一建模问题(自由度为 0、虚假的完全拟合等等)使某些人提出,虽然研究者应该使用结构方程模型,但也应该拟合两个模型来评估可能存在的部分中介作用、一个对应于 $X \to M \to Y$ 路径的模型(它只会用掉两个自由度,使剩余的那个可以用来评估拟合度)以及另一个模型(例如,只对应于直接路径 $X \to Y$ 以进行比较,或对应于所有三个路径)。遗憾的是,这种方法延续了拟合多个模型的思路,而在这里,用一个模型同时估计所有参数的方法才具有统计优势。此外,虽然拟合指标会相同,但三个核心概念建构之间的关系变动会得出不同的估计(正如我们所展示的那样),而且某些估计可能在理论上比其他估计更具有合理性。

[22] 如果某个研究者希望 X、M、Y 所构成的中介关系三角嵌入分析网的方式是 M 或 Y 有一个原因,那么,他就确实应该检验这一模型。理论高于统计,统计只是检验理论的一个工具。估计和检验的过程就像是

存在多元共线性的回归分析那样简单，也就是说，对参数估计值的解释必须是更加试探性的或暂时性的，因为彼此相关的概念建构共享了方差。

[23] 含有一个共同因素(M)既导致了 X 也导致了 Y 这一假设的模型，其估计只基于一个自由度。因此，与拟合饱和模型相比，该模型的拟合将会(典型地)是不完全的，但却是有价值的。

[24] 这些互相对照的情形也阐释了这样一种观点，即 Sobel(1982)的 z 检验，$z=(a\times b)/\sqrt{b^2 s_a^2+a^2 s_b^2}$，在当路径 a 和路径 b 的强度相当时具有最大的统计效力。例如，作为分子的乘积项在第一种情形下是(0.9)(0.15)＝0.135，在第二种情形下是(0.3)(0.89)＝0.267。只要 a 或 b 中有一个比较小，它们的乘积就会大大减小，即使另一个比较大。

[25] 注意，该模型的概念图示并非 $X_1 \rightarrow X_1 * X_2$ 和 $X_2 \rightarrow X_1 * X_2$(加上随后的 $X_1 * X_2 \rightarrow M$ 等等)。虽然这些结构在直观上具有某种吸引力，因为 X_1 和 X_2 在某种意义上对其乘积项/交互项有"贡献"，但是，这已经反映在 $X_1 * X_2$ 这一计算项上，并且已经被包含在协方差矩阵中了。从 SEM 的角度来看，它们并没有"导致"$X_1 * X_2$，而且在 ANOVA 或任何一般的线性模型中，两个主效应项 X_1 和 X_2 及其交互项 $X_1 * X_2$ 是可以独立估计的，并且，在平衡数据中它们都是正交效应。因此，对 $X_1 \rightarrow X_1 * X_2$ 和 $X_2 \rightarrow X_1 * X_2$ 进行建模会具有误导性。我们是将 X_1、X_2、$X_1 * X_2$ 作为单独的外生变量来建模，它们每一个都有指向 M 的路径和指向 Y 的路径。在一个中介性的调节模型中，从主效应开始的路径是作为统计控制的，而从交互项开始的路径才是我们感兴趣的。

[26] Cortina、Chen 和 Dunlap(2001)对这些议题进行了一个概述，Moulder 和 Algina(2002)初步比较了几种可相互替代的分析方法。研究者对预测项之间的多元共线性的担心是存在的，他们也给出了建议，例如在创建交互项之前对主效应变量进行残差对中或均值对中处理(Little, Bovaird & Widaman, 2006)。另外，也存在一些简单的实际方面的问题，例如，当有多个指标时，纳入交互项意味着主效应变量将与每一个指标计算乘积，这会生成许多交互项，而用一个因子得分来计算乘积项则更简单、更符合简约性的要求(Algina & Moulder, 2001; Schumacker, 2002)。最后，Ping(1996a, 1996b, 1996c)建议，如果先完成模型的测量部分，再将测量估计值作为输入常量来拟合结构系数，会得到更好的估计。

[27] Winship 和 Mare(1983)较详细地讨论了以下两种情况的区别：一是对

本来就是离散现象的测量(对这种情况我们建议用概率模型,例如,传统的做法是用对数线性模型和 logit 模型来分析这种数据);二是用离散变量来测量本来是连续型的变量(对这种情况我们一般不明确建议阀值模型,并且,这种数据典型地是用心理计量学和计量经济学方法来分析的)。他们还讨论了这两种情况之间的非线性概率关系(1983:61—62)。Purists 会争论说,用典型方法收集和分析的评分量表几乎从来都不是真正连续的,例如,不仅仅是从 1 到 7 的评分量表,即使是通过缓慢移动来测量(心理)距离的方法,或者是通过在屏幕上的连续不断的线条上进行标示来"测量"态度的方法,都不是一种真正的连续测量(Bollen, 1989:433)。

[28] 在不同的中介作用强度下(例如,更多或更少的变化是从 X 直接到 Y 发生,或者是间接通过 M 发生),结果是相似的。在较小的样本规模下,结果也是相似的,虽然有些不稳定。

[29] Bollen(1989:435)报告了一些研究成果,这些研究探讨了积矩相关系数在离散变量情况下的变化。这些研究一致发现,相关(或者基于相关的参数,例如他提到的因子载荷,此外还有推测的路径系数)减弱了(它们会被低估),并且它们的标准误通常被高估。这些结果强调了那些令人宽慰的经典发现,表明结果至少是更为保守的(并非可能倾向于假设检验中的Ⅰ类错误)。当定类变量的类别数目减少时(比如小于 5),这种关系强度的弱化效应会加剧。尤其糟糕的情形是在数据分布向相反方向偏斜时计算两个定类变量之间的相关性。

[30] 在测量理论中,当遇到一个定类变量表示一种潜在的连续型本质时,研究者们表明用这个定类变量来进行替代和替换时,数据中的相关性会减弱,并且将其与多项相关(当一个变量是定序的而另一个变量是连续的)、多分格相关(当两个变量都是定序的)或四分相关(当两个变量都只有二元取值)一起讨论。这些指标有效地估计了基于潜在的连续变量的相关(参见 Bollen, 1989:442)。这种对数据的预处理可以在 LISREL 中(通过它的附带程序 Prelis)完成。虽然测量理论支持这些校正方法,但期刊审稿人会尤其挑剔,毕竟这些调整使相关性变得更大了。

[31] Fienberg 的原话是:"我们认为赋予数值是有问题的,并且,我们会将自己的结论限定于因果关系的方向指示上。"(1981:121)

[32] 像回归分析一样,我们会说,预测结果是以预测变量为条件的,它们之间的关系在本质上是固定不变的,这意味着这些关系不应该被过度解释,因为它们只是简单地对数据中的样本特征进行了统计控制。然而,X 和 M 之间的关系是可估计的,因此,如果我们愿意假定一种近似性,就可以将 X 和 M 的关系作为 $X \to M$、$M \to Y$ 这一中介连接的一部分。

[33] 报告的统计量是 Wald X^2，即$(\beta_{XM}/SE(\beta_{XM}))^2$。如果研究者担心样本较小，可以计算似然比检验统计量作为替代(例如，在 SAS 中说明"Type 3")。

[34] 广义线性模型就是试图创建一种纲领性的方法来考虑许多不同的模型，类似于"一般线性模型"与 ANOVA 及回归之间的从属关系。在广义线性模型中，研究者对误差分布的选择(例如，正态、对数正态)以及预测变量和因变量之间的连接函数类型(例如，线性、对数线性)导致了表面上看起来互不相同的技术(例如，回归、logit 模型)，但这些技术仍然无法实现对两个方程的同步估计，就像这个结构方程：

$$\begin{bmatrix}\hat{M}\\ \hat{Y}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\gamma_{MX}X+\Psi_M\\ \gamma_{YX}X+\beta_{YM}M+\Psi_Y\end{bmatrix}$$

其中，离散变量 M 会要求连接类型为对数线性、误差分布为对数正态，而连续变量 Y 会要求连接为线性、误差分布为正态。

[35] 研究者可以考虑报告"中介作用的比例"，即，$\hat{a}\times\hat{b}/((\hat{a}\times\hat{b})+\hat{c})$。然而，MacKinnon 等人(2002)的研究结果曾表明，这一比率相当不稳定，除非样本量非常大。

参考文献

Algina, J. & Moulder, B. C. (2001). "A note on estimating the Joreskog-Yang model for latent variable interaction using LISREL 8. 3." *Structural Equation Modeling 8*(1):40—52.

Asher, H. B. (1983). *Causal models*(2nd ed.). Beverly Hills, CA: Sage.

Bagozzi, R. P. & Baumgartner, H. (1994). "The evaluation of structural equation models and hypothesis testing." In R. P. Bagozzi(ed.), *Principles of marketing research*. Cambridge, MA: Blackwell.

Baron, R. M., Kenny, D. A. (1986). "The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations." *Journal of Personality and Social Psychology 51*(6):1173—1182.

Baurnrind, D. (1983). "Specious causal attributions in the social sciences." *Journal of Personality and Social Psychology 45*(6):1289—1298.

Bentler, P. (2001). "Mediation." *Journal of Consumer Psychology 10*(1/2):84.

Bollen, K. A. (1987). "Total, direct, and indirect effects in structural equation models." *Sociological Methodology 17*:37—69.

Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York: Wiley.

BrecMer, S. J. (1990). "Applications of covariance structure modeling in psychology: Cause for concern?" *Psychological Bulletin 107* (2): 260—273.

Brown, R. L. (1997). "Assessing specific mediational effects in complex theoretical models." *Structural Equation Modeling 4*(2):142—156.

Churchill, G. A., Jr. & Iacobucci, D. (2005). *Marketing research: Methodological foundations*(9th ed.). Mason, OH: Thomson Learning.

Cole, D. A. & Maxwell, S. E. (2003). "Testing mediational models with longitudinal data: Questions and tips in the use of structural equation modeling." *Journal of Abnormal Psychology 112*(4):558—577.

Collins, L. M., Graham, J. W. & Flaherty, B. P. (1998). "An alternative framework for defining mediation." *Multivariate Behavioral Research 33*(2):295—312.

Cortina, J. M., Chen, G. & Dunlap, W. P. (2001). "Testing interaction

effects in LISREL: Examination and illustration of available procedures." *Organizational Research Methods* 4(4):324—360.

Cote, J. (2001). "Mediation." *Journal of Consumer Psychology* 10(1/2): 93—94.

Cronbach, L. & Meehl, P. (1955). "Construct validity in psychological tests." *Psychological Bulletin* 52(4):281—302.

Davis, J. A. (1985). *The logic of causal order*. Beverly Hills, CA: Sage.

DiStefano, C. (2002). "The impact of categorization with confirmatory factor analysis." *Structural Equation Modeling* 9(3):327—346.

Ethington, C. A. (1987). "The robustness of LISREL estimates in structural equation models with categorical variables." *Journal of Experimental Education* 55(2):80—88.

Fienberg, S. E. (1981). *The analysis of cross-classified categorical data* (2nd ed.). Cambridge: MIT Press.

Glymour, C. (2001). *The mind's arrows: Bayes nets and graphical causal models in psychology*. Cambridge: MIT Press.

Goodman, L. (1960). "On the exact variance of products." *Journal of the American Statistical Association* 55:708—713.

Haughton, D., Kamis, A. & Scholten, P. (2006). "A review of three directed acyclic graphs software packages: MIM, Tetrad, and WinMine." *The American Statistician* 60(3):272—286.

Hayduk, L., Cummings, G., Stratkotter, R., Nimmo, M., Grygoryev, K., Dosman, D., et al. (2003). "Pearl's D-Separation: One more step into causal thinking." *Structural Equation Modeling* 10(2):289—311.

Holbert, R. L. & Stephenson, M. T. (2003). "The importance of indirect effects in media effects research: Testing for mediation in structural equation modeling." *Journal of Broadcasting & Electronic Media. December*:556—572.

Holland, P. W. (1986). "Statistics and causal inference." *Journal of the American Statistical Association* 81(396):945—960.

Holland, P. W. (1988). "Causal inference, path analysis, and recursive structural equations models." In C. C. Clogg(ed.), *Sociological methodology* (Vol. 18, pp. 449—484). Washington, DC: American Sociological Association.

Humphreys, P. & Freedman, D. (1996). "The grand leap." *British Journal of the Philosophy of Science* 47:113—123.

Iacobucci, D. (2001). "Special issue on the methodological questions of the experimental behavioral researcher." *Journal of Consumer Psychology* *10*(1/2):83—100.

Iacobucci, D., Saldanha, N. & Deng, J. X. (2007). "A meditation on mediation: Evidence that structural equations models perform better than regressions." *Journal of Consumer Psychology* *17*(2):140—154.

James, L. R. & Brett, J. M. (1984). "Mediators, moderators, and tests for mediation." *Journal of Applied Psychology* *69*(2):307—321.

James, L. R., Mulaik, S. A. & Brett, J. M. (1982). *Causal analysis: Assumptions, models, and data*. Beverly Hills, CA: Sage.

James, L. R., Mulaik, S. A. & Brett, J. M. (2007). "A tale of two methods." Manuscript under review.

Jöreskog, K. & Sörbom, D. (1997). *LISREL 8: User's Reference Guide*. Chicago: SSI Scientific Software.

Judd, C. M., Kenny, D. A. & McClelland, G. H. (2001). "Estimating and testing mediation and moderation in within-subject designs." *Psychological Methods* *6*(2):115—134.

Karson, E. J. & Fisher, R. J. (2005). "Reexamining and extending the dual mediation hypothesis in an on-line advertising context." *Psychology & Marketing* *22*(4):333—351.

Kenny, D. A. Kashy, D. A. & Bolger, N. (1998). "Data analysis in social psychology." In D. Gilbert, S. T. Fiske & G. Lindzey(eds.), *Handbook of social psychology* (Vol. 1, pp. 233—265). New York: McGraw-Hill.

Kline, R. B. (1998). *Principles and practice of structural equation modeling*. New York: Guilford Press.

Knoke, D. & Burke, P. J. (1980). *Log-linear models*. Beverly Hills, CA: Sage.

Kupek, E. (2005). "Log-linear transformation of binary variables: A suitable input for SEM." *Structural Equation Modeling* *12*(1):28—40.

Lee, S. & Hershberger, S. (1990). "A simple rule for generating equivalent models in covariance structure modeling." *Multivariate Behavioral Research* *25*(3):313—334.

Lehmann, D. (2001). "Mediation." *Journal of Consumer Psychology* *10*(1/2):90—92.

Little, T. D., Bovaird, J. A. & Widaman, K. A. (2006). "On the merits of

orthogonalizing powered and product terms: Implications for modeling interactions among latent variables." *Structural Equation Modeling 13*(4):497—519.

Long, J. S. (1997). *Regression models for categorical and limited dependent variables*. Thousand Oaks, CA: Sage.

Long, J. S. (2006). *Covariance structure models: An introduction to LISREL*. Thousand Oaks, CA: Sage.

Lynn, H. S. (2003). "Suppression and confounding in action." *The American Statistician 57*(1):58—61.

MacCallum, R. C., Wegener, D. T., Uchino, B. N. & Fabrigar, L. R. (1993). "The problem of equivalent models in applications of covariance structure analysis." *Psychological Bulletin 114*(1):185—199.

Mackie, J. L. (1974, 1980). *The cement of the universe: A study of causation*. Oxford, UK: Clarendon Press.

MacKinnon, D. P., Krull, J. L. & Lockwood, C. M. (2000). "Equivalence of the mediation, confounding and suppression effect." *Prevention Science 1*(4):173—181.

MacKinnon, D. P., Lockwood, C. M., Hoffman, J. M., West, S. G. & Sheets, V. (2002). "A comparison of methods to test mediation and other intervening variable effects." *Psychological Methods 7* (1): 83—104.

MacKinnon, D. P., Lockwood, C. M. & Williams, J. (2004). "Confidence limits for the indirect effect: Distribution of the product and resampling methods." *Multivariate Behavioral Research 39*(1):99—128.

MacKinnon, D. P., Warsi, G. & Dwyer, J. H. (1995). "A simulation study of mediated effect measures." *Multivariate Behavioral Research 30*(1):41—62.

Mattanah, J. F., Hancock, G. R. & Brand, B. L. (2004). "Parental attachment, separation-individuation, and college student adjustment: A structural equation analysis of meditational effects." *Journal of Counseling Psychology 51*(2):213—225.

McDonald, R. (2001). "Mediation." *Journal of Consumer Psychology 10* (1/2):92—93.

McDonald, R. (2002). "What can we learn from the path equations? Identifiability, constraints, equivalence." *Psychometrika 67*(2):225—249.

McKim, V. R. & Turner, S. P. (1997). *Causality in crisis? Statistical*

methods and the search for causal knowledge in the social sciences. South Bend, IN: Notre Dame Press.

Menard, S. (1995). *Applied logistic regression analysis*. Thousand Oaks, CA: Sage.

Mill, J. S. (2002). *A system of logic: Ratiocinative and inductive*. Honolulu, HI: University Press of the Pacific.

Moulder, B. C. & Algina, J. (2002). "Comparison of methods for estimating and testing latent variable interactions." *Structural Equation Modeling 9*(1):1—19.

Muller, D., Judd, C. M. & Yzerbyt, V. Y. (2005). "When moderation is mediated and mediation is moderated." *Journal of Personality and Social Psychology 89*(6):852—863.

Muthén, B. (1984). "A general structural equation model with dichotomous, ordered categorical, and continuous latent variable indicators." *Psychometrika 49*(1):115—132.

Netemeyer, R. (2001). "Mediation." *Journal of Consumer Psychology 10*(112):83—84.

Pearl, J. (2000). *Causality: Models, reasoning, and inference*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.

Pearl, J. (2001). "Direct and indirect effects." *Proceedings of the 17th conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. San Francisco: Morgan Kaufmann.

Ping, R. A., Jr. (1996a). "Estimating latent variable interactions and quadratics: The state of this art." *Journal of Management 22*(1): 163—183.

Ping, R. A. Jr. (1996b). "Latent variance interaction and quadratic effect estimation: A two-step technique using structural equation analysis." *Psychological Bulletin 119*(1):166—175.

Ping, R. A., Jr. (1996c). "Latent variance regression: A technique for estimating interaction and quadratic coefficients." *Multivariate Behavioral Research 31*(1):95—120.

Preacher, K. J. & Hayes, A. F. (2004). "SPSS and SAS procedures for estimating indirect effects in simple mediation models." *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers 36*(4):717—731.

Preacher, K. J. & Hayes, A. F. (2006). "Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in simple and multiple

mediator models." Unpublished manuscript.

Rubin, D. B. (1974). "Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies." *Journal of Educational Psychology 66* (5):688—701.

Rubin, D. B. (2005). "Causal inference using potential outcomes: Design, modeling, decisions." *Journal of the American Statistical Association 100*(469):322—331.

Salmon, W. C. (1997). *Causality and explanation*. Oxford, UK: Oxford University Press.

Schumacker, R. E. (2002). "Latent variable interaction modeling." *Structural Equation Modeling 9*(1):40—54.

Schumacker, R. E. & Beyerlein, S. T. (2000). "Confirmatory factor analysis with different correlation types and estimation methods." *Structural Equation Modeling 7*(4):629—636.

Shadish, W. R. (1996). "Meta-analysis and the exploration of causal mediating processes: A primer of examples, methods, and issues." *Psychological Methods 1*(1):47—65.

Shafer, G. (1996). *The art of causal conjecture*. Boston: MIT Press.

Shipley, B. (2000). "A new inferential test for path models based on directed acyclic graphs." *Structural Equation Modeling 7*(2):206—218.

Shrout, P. E. & Bolger, N. (2002). "Mediation in experimental and nonexperimental studies: New procedures and recommendations." *Psychological Methods 7*(4):422—445.

Simon, H. (1957). "Spurious correlations: A causal interpretation." In *Models of man: Social and rational*. New York: Wiley.

Sobel, M. E. (1982). "Asymptotic confidence intervals for indirect effects in structural equation models." In S. Leinhardt(ed.), *Sociological methodology*. San Francisco: Jossey-Bass.

Sosa, E. & Tooley, M. (1993). *Causation*. Oxford, UK: Oxford University Press.

Spencer, S. J., Zanna, M. P. & Fong, G. T. (2005). "Establishing a causal chain: Why experiments are often more effective than mediational analyses in examining psychological processes." *Journal of Personality and Social Psychology 89*(6):845—851.

Spirtes, P., Glymour, C. & Scheines, R. (2001). *Causation, prediction, and search: Adaptive computation and machine learning* (2nd ed.).

New York: Bradford Books.

Suppes, P. (1970). *A probabilistic theory of causality*. Amsterdam: North-Holland.

Stelzl, I. (1986). "Changing a causal hypothesis without changing the fit: Some rules for generating equivalent path models." *Multivariate Behavioral Research 21*:309—331.

Tzelgov. J. & Henik, A. (1991). "Suppression situations in psychological research: Definitions, implications, and applications." *Psychological Bulletin 109*(3):524—536.

Winship, C. & Mare, R. D. (1983). "Structural equations and path analysis for discrete data." *American Journal of Sociology 89*(1):54—110.

译名对照表

additive	叠加性
analysis of variance(ANOVA)	方差分析
badness-of-fit	拟合劣度
bootstrapping	自助法
centering	对中
classical test theory	古典检验理论
constructs	概念建构
decision tree	判定树
Directed Acyclic Graph(DAG)	有向非循环图
factor loading	因子载荷
goodness-of-fit	拟合优度
hierarchically nested models	层级嵌套模型
independent chi-square	独立卡方
internal validity	内部效度
invariance	不变性
latent-variable structural modeling method	潜变量结构建模方法
longitudinal data	纵向数据
machine learning	机器学习
measurement model	测量模型
mediated moderation	中介性的调节作用
mediation	中介作用
mediation analysis	中介作用分析
mediation effect	中介效应
mediation model	中介模型
mediation relationship	中介关系
meditational structure	中介结构
meta-analyses	荟萃分析
method variance	方法变异量
moderated mediation	调节性的中介作用
Monte Carlo simulation	蒙特卡罗模拟

multiple mediation paths	多元中介作用路径
nested models	嵌套模型
nonrecursive relationship	双向关系
odds	发生比
odds ratio	比值比
overdetermination	过度决定
partial correlation	偏相关
path model	路径模型
path modeling procedure	路径建模方法
polychoric correlation	多分格相关
polyserial correlation	多项相关
population	研究总体
precursor variable	前兆变量
product-moment correlation	积矩相关
rating scale	评分量表
reciprocal effect	反向效应
recursive	递归
regression modeling procedure	回归建模方法
simultaneous estimation	同步估计
simultaneous fitting	同步拟合
simultaneous model	联立模型
Structural Equation Modeling(SEM)	结构方程模型
structural model	结构模型
suppression	抑制作用
tetrachoric correlation	四分相关
threshold model	阈值模型
type Ⅰ errors	Ⅰ类错误
underidentification	欠识别